



دانشگاه صنعتی شریف

دانشکده مهندسی برق

گرایش سیستم‌های دیجیتال

تخمین IQ از روی سیگنال‌های مغزی

نگارش

ارسلان فیروزی

استاد راهنما

جناب دکتر شمس‌الهی

استاد درس پروژه

جناب دکتر فخارزاده

تیر ۱۴۰۱

چکیده

سنجش دقیق ضریب هوشی تاکنون با مشکلاتی همچون دخالت فرد آزمون‌گیرنده، طولانی‌بودن زمان آزمون و تعداد موارد آزمونی زیاد همراه است. در این پروژه سعی شده است از سیگنال‌های مغزی ثبت‌شده (fMRI و EEG) در حالت استراحت و در زمان کوتاه به تخمینی از ضریب هوشی فرد رسیده شود. تا کنون تلاش‌هایی در راستای تخمین ضریب هوشی تحت انجام کارهایی همچون انجام تست ریاضی، خوابیدن و حالت استراحت انجام شده است که عموماً از تعداد افراد کم جهت مطالعه استفاده شده است و تست‌های سنجش ضریب هوشی نامعتبری استفاده شده است. در این مطالعه با استفاده از داده فعالیت مغزی در حالت استراحت از ۸۶ فرد جوان و سالم مسئله دسته‌بندی بر اساس ضریب هوشی افراد و مسئله تخمین ضریب هوشی افراد بررسی شده است. از داده هر دو روش تصویربرداری MEG و fMRI به صورت جداگانه استفاده شده است. نتایج نشان می‌دهد بهترین نتیجه در مسئله دسته‌بندی با در نظر گرفتن ۲ دسته افراد براساس ضریب هوشی برای داده fMRI با دقت ۹۹٪ با روش KNN و کاهش بعد PCA بدست آمده است. برای مسئله دسته‌بندی با ۳ دسته بهترین نتیجه با استفاده از داده MEG و دقت ۹۴٫۸٪ با روش SVM و کاهش بعد PCA بدست آمده است. در مسئله رگرسیون بیشترین همبستگی معنادار با مقدار ۰٫۹۴ با استفاده از داده fMRI و با روش رگرسیون SVM بدست آمد.

کلمات کلیدی: تخمین ضریب هوشی، تخمین هوش، دسته‌بندی هوش، هوش، fMRI، MEG

۱ فصل اول - مقدمه	۱
۱-۱ پیش درآمد	۱
۲-۱ هدف پروژه	۱
۳-۱ ساختار گزارش	۱
۲ فصل دوم - مفاهیم کلی	۲
۱-۲ مقدمه	۲
۲-۲ هوش	۲
۳-۲ مغز	۳
۴-۲ روش تصویربرداری EEG	۴
۵-۲ مفاهیم کلی پردازش سیگنال‌های EEG	۵
۶-۲ رویکردهای مختلف تخمین IQ از سیگنال‌های مغزی	۶
۷-۲ جمع‌بندی	۶
۳ فصل سوم - مفاهیم ریاضی	۷
۱-۳ مقدمه	۷
۲-۳ توان مطلق و نسبی و نسبت توان نسبی	۷
۳-۳ عدم تقارن مغزی	۷
۴-۳ تاخیر فاز	۷
۵-۳ معیار همبستگی	۸
۶-۳ معیار (PSI) Phase Slope Index	۸
۷-۳ کاهش بعد Isomap	۹
۸-۳ کاهش بعد LDA	۹
۹-۳ کاهش بعد PCA	۱۰
۱۰-۳ ماشین بردار پشتیبان	۱۰

۱۱-۳	مدل خطی تعمیم یافته	۱۱
۱۲-۳	رگرسیون خطی	۱۲
۱۳-۳	دسته‌بندی توسط KNN	۱۲
۱۴-۳	دسته‌بندی توسط Naive Bayesian	۱۲
۱۵-۳	جمع‌بندی	۱۲
۴	فصل چهارم - مروری بر کارهای انجام شده	۱۳
۱-۴	مقدمه	۱۳
۲-۴	مقاله اول [۱۲]	۱۳
۳-۴	مقاله دوم [۲۱]	۱۵
۴-۴	مقاله سوم [۹]	۱۶
۵-۴	مقاله چهارم [۲۲]	۱۸
۶-۴	مقاله پنجم [۲۳]	۲۰
۷-۴	مقاله ششم [۲۴]	۲۲
۸-۴	مقاله هفتم [۲۵]	۲۴
۹-۴	مقاله هشتم [۱۰]	۲۵
۱۰-۴	مقاله نهم [۲۶]	۲۷
۱۱-۴	مقاله دهم [۲۷]	۲۸
۱۲-۴	جمع‌بندی	۳۰
۵	فصل پنجم پیاده‌سازی و نتایج	۳۱
۱-۵	مقدمه	۳۱
۲-۵	داده	۳۱
۳-۵	روش	۳۴
۴-۵	نتایج	۳۶
۵-۵	جمع‌بندی	۴۰
۶	فصل ششم - جمع‌بندی و پیشنهادات	۴۱

۴۲ ۷ فهرست مراجع

۱ فصل اول - مقدمه

۱-۱ پیش‌درآمد

این پروژه در حوزه پردازش سیگنال‌های EEG، MEG و fMRI به منظور تخمین IQ تعریف شده است. ثبت همزمان سیگنال‌های مغزی در حال انجام زندگی روزمره، فرصت‌های بسیاری جهت درک ساختار درونی مغز و نحوه سازوکار آن فراهم آورده است. ثبت سیگنال‌های مغزی با استفاده از سه تکنولوژی EEG، MEG و fMRI قابل انجام است. در این پروژه ما به طور کلی به سنجش Intelligence Quotient (IQ) از طریق سیگنال‌های ثبت شده مغزی می‌پردازیم و در این فصل هدف پروژه و ساختار کلی گزارش شرح داده می‌شود.

۲-۱ هدف پروژه

به سنجش ضریب هوشی به صورتی که امروز رایج است، ایرادهایی وارد است. در هر جلسه تعیین ضریب هوشی علاوه بر دخالت فرد سوم و تاثیرگذاری تجربه آزمون گیرنده بر نمره اعلام شده، حدود ۲ ساعت وقت جهت پیاده‌سازی آزمون مربوط به آن نیاز است که در بسیاری از موارد در چند مرحله از فرد گرفته می‌شود. به دلیل تاثیر گذاری زمان گرفتن آزمون (صبح، ظهر و شب) بر روی عملکرد فرد این آزمون‌ها می‌توانند اعتبار کمی داشته باشند. در این پروژه ما قصد داریم که در جهت کاهش تاثیر این عوامل با معرفی روشی مبتنی بر سیگنال‌های مغزی ثبت شده از فرد، ضریب هوشی را تخمین بزنیم.

۳-۱ ساختار گزارش

این گزارش شامل ۷ فصل است که در فصل اول به تعریف پروژه و اهداف آن پرداخته شد. در فصل‌های بعدی ابتدا به مفاهیم پایه مورد نیاز جهت فهم این پروژه تحت عنوان مفاهیم کلی، مفاهیم ریاضی مورد نیاز جهت فهم این پروژه پرداخته می‌شود. سپس تحقیق‌های انجام شده در این حوزه در طی ۲۲ سال اخیر تحت عنوان مروری بر مطالب گذشته بیان می‌شود. در آخر نیز پایگاه داده استفاده شده توسط من، روش‌ها و الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده و نتایج بدست آمده در هر کدام آورده شده است. در آخر این گزارش مراجع و منابع استفاده شده در این گزارش آورده شده است.

۲ فصل دوم - مفاهیم کلی

۲-۱ مقدمه

در این فصل به تعریف هوش، چگونگی کمی‌سازی و انواع تست‌های مرتبط با آن پرداخته می‌شود. سپس مسائل مرتبط با مغز و روش‌های مختلف ثبت اطلاعات مغزی بیان می‌شود.

۲-۲ هوش

انجمن روانشناسی آمریکا (ASA) در سال ۲۰۱۹ تعریفی از هوش ارائه کرده است: هوش به معنی بازدهی در انجام امور مختلف، توانایی مقایسه و تحلیل ایده‌های گوناگون، تطبیق با محیط، یادگیری از تجربه‌ها و غلبه بر انواع موانع از طریق منطق و استدلال هست [۱].

با توجه به تعریف بالا، هوش جنبه‌های گوناگونی را شامل می‌شود. به همین جهت هشت نوع هوش در انسان تعریف می‌شود (هوش هشتگانه Gardner [۲]):

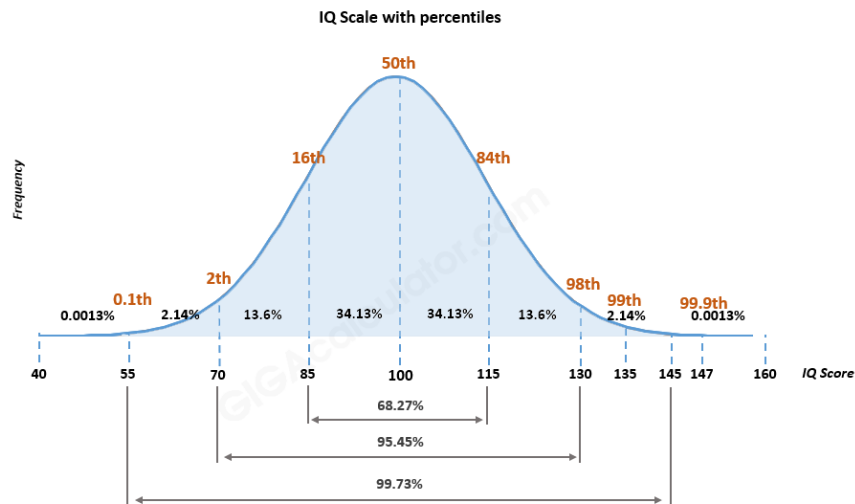
۱. هوش کلامی
۲. هوش موسیقایی
۳. هوش منطقی و ریاضی
۴. هوش بصری و فضایی
۵. هوش بدنی و جنبشی
۶. هوش درون‌فردی
۷. هوش برون‌فردی
۸. هوش طبیعت‌گرایی

حال با سنجش جنبه‌های گوناگون ذکرشده از هوش تلاش می‌شود به تخمین درستی از جنبه‌های گوناگون برسیم. به مقدار کمی حاصل‌شده از آزمون‌های مرتبط با هوش، ضریب هوشی گفته می‌شود. علت نام‌گذاری ضریب هوشی نسبتی است که برای هوش در نظر می‌گیرند. این نسبت بیان می‌کند که ضریب هوشی نسبت هوش واقعی فرد به هوش مورد انتظار از او با توجه به سن شخص است.

در زمینه سنجش ضریب هوشی آزمون‌های متعددی طرح و معرفی شده است. شاید یکی از دلایل آن را بتوان وابستگی آن‌ها به نوع فرهنگ کشورهای مختلف، وابستگی این آزمون‌ها به سن فرد و جنبه‌های مختلف هوشی بیان کرد. در آزمون‌های متفاوت جنبه‌های متفاوتی سنجیده می‌شود. به دلیل تاثیرگذاری بیشتر این موارد در تحصیل افراد، اکثر آزمون‌ها جنبه‌هایی از هوش را می‌سنجند که مرتبط با امور تحصیلی باشد و مزیت آزمون‌های هوشی نسبت به یکدیگر تعداد جنبه‌هایی است که در نظر گرفته شده است و کیفیت سوال‌ها و آزمون‌ها است. در زیر تعدادی از آزمون‌های هوش را مشاهده می‌کنید:

- آزمون هوشی WISC
- آزمون هوشی Raven
- آزمون هوشی Culture Fair Test
- آزمون هوشی Reynolds
- آزمون هوشی Binet-Stanford

با استفاده از این آزمون‌ها ضریب هوشی تخمینی از فرد را بدست می‌آورند. برای ضریب هوشی یک توزیع نرمال مطابق شکل ۲-۱ فرض می‌شود و بر این اساس افراد به ۵ دسته هوشی مطابق جدول ۲-۱ دسته‌بندی می‌شوند [۳]:



شکل ۲-۱ توزیع آماری هوش [۴]

جدول ۲-۱ دسته‌بندی افراد بر اساس مقیاس کلی هوش [۳]

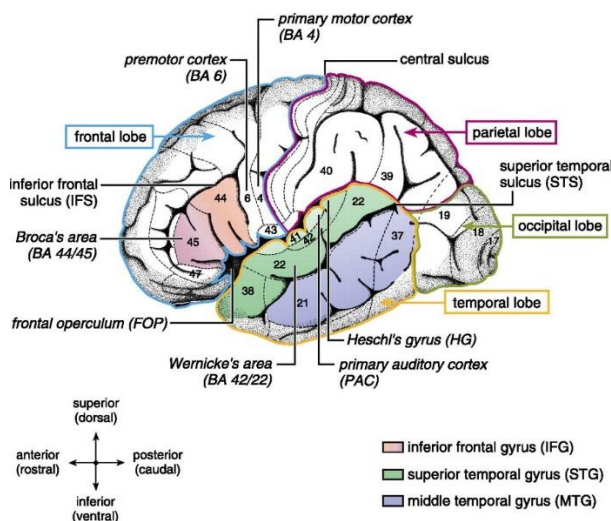
دسته‌بندی	مقیاس کلی
کم توان ذهنی یا عقب مانده	۷۰ - *
مرزی	۷۰ - ۸۵
عادی	۸۵ - ۱۱۵
باهوش	۱۱۵ - ۱۳۰
نابغه	۱۳۰ به بالا

در بسیاری از مطالعه‌های مرتبط با هوش دسته‌بندی افراد بر اساس مقیاس کلی انجام شده است.

۲-۳ مغز

مغز یک ارگان از بدن انسان و مرکز سیستم عصبی است که در نزدیکی ارگان‌های حسی بدن (مانند بینایی) قرار دارد و از بخش‌های مخ، تالاموس، هیپوتالاموس، پل مغزی، بطن‌های مغز، ساقه مغز، هسته آمیگدال و Basal Ganglia تشکیل می‌شود.

مخ بزرگترین بخش مغز است که توانایی ادراک، حافظه و یادگیری را بر عهده دارد. مخ شامل ۲ نیم کره است که هر کدام دارای قشر لایه خاکستری است (Cortex). به همین جهت همواره مورد توجه بوده است و مطابق شکل ۲-۲ به چند ناحیه افراز شده است: پیشانی (Frontal)، گیجگاهی (Temporal)، پس سری (Occipital) و آهیانه‌ای (Parietal)

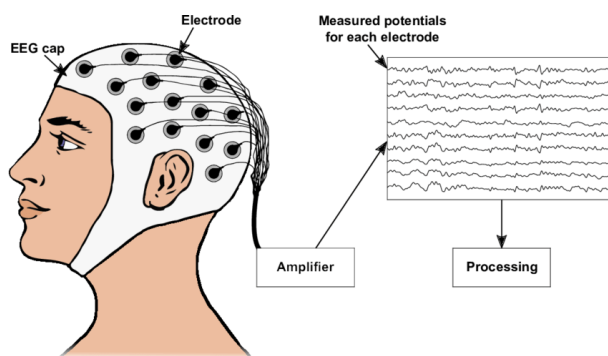


شکل ۲-۲ نواحی مختلف مغز

مطالعات مختلفی به چگونگی پردازش اطلاعات در مخ پرداخته‌اند و یافته‌ها نشان‌دهنده اختصاص داشتن نواحی مختلفی به ادراک‌های گوناگون است که به دلیل وجود جنبه‌های مختلف در هوش، ما نیاز به ثبت سیگنال از کل مخ و پردازش آن داریم.

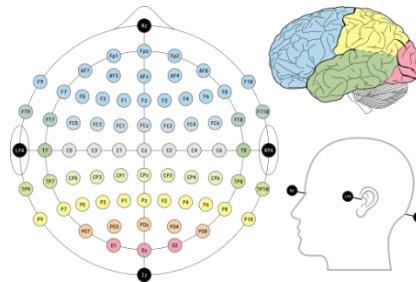
۲-۴ روش تصویربرداری EEG

دستگاه Electroencephalogram از طریق اتصال الکترودهایی بر روی سر فرد (به صورت غیر تهاجمی) کوچکترین تغییر بار ناشی از تعداد زیاد نورون‌های آن ناحیه از مغز را تشخیص می‌دهد. سیگنال‌های بدست آمده تقویت شده و آماده انواع تحلیل می‌شوند. در شکل ۲-۳ نحوه ثبت سیگنال را از این طریق مشاهده می‌کنید [۵]:



شکل ۲-۳ نحوه ثبت سیگنال از طریق روش EEG [۵]

با توجه به اینکه الکترودهای قرار گرفته بر روی سر فرد فعالیت جمع‌شده تعداد زیادی از نورون‌های آن ناحیه را ثبت می‌کند، نیاز است تا در تمامی افراد مورد آزمایش این الکترودها دقیقاً در ناحیه یکسانی باشند. به همین جهت استاندارد بین‌المللی با نام ۱۰-۲۰ System مطابق شکل ۲-۴ تعریف شده است. در این استاندارد جایگاه دقیق جایگذاری الکترودها بر روی سر افراد و نام‌گذاری برای همه الکترودها بیان شده است. در این استاندارد عدد ۱۰ و ۲۰ بیانگر فاصله میان الکترودهای مجاور است که می‌تواند ۱۰ درصد یا ۲۰ درصد فاصله جلو تا عقب جمجمه یا چپ تا راست جمجمه باشد [۶]:



شکل ۲-۴ استاندارد بین‌المللی ۱۰-۲۰ [۷]

جهت ثبت سیگنال‌های مغزی لازم است از اتصال مناسب الکترودها (از جنس فلز) اطمینان حاصل کرد به طوری که همواره مقاومت نشان داده شده از اتصال الکترودها کمتر از ۱۰ کیلو اهم (در بسیاری از پژوهش‌ها کمتر از ۵ کیلو اهم است). باشد. این امر با تزریق ژل‌هایی بین الکترودها و پوست سر صورت می‌گیرد تا اتصال بهتری برقرار شود.

ثبت داده از این طریق برتری‌هایی همچون نبود سر و صدا، قابلیت جابه‌جایی و هزینه کمتر را دارد در حالیکه ایرادهایی همچون نبود دقت مکانی، عدم ثبت اطلاعات در عمق و زمان طولانی مورد نیاز جهت آماده‌سازی فرد برای تصویربرداری را نیز دارد.

۵-۲ مفاهیم کلی پردازش سیگنال‌های EEG

سیگنال بدست آمده از دستگاه EEG سیگنالی متغیر با زمان است که با توجه به پژوهش‌های به عمل آمده، فرکانس‌های گوناگون عملکرد خاصی را تبیین می‌کنند. لذا به صورت کلی این سیگنال در ۵ باند فرکانسی مطابق جدول ۲-۲ تحلیل می‌شود [۸]:

جدول ۲-۲ باندهای فرکانسی سیگنال‌های ثبت شده از طریق دستگاه EEG [۸]

نام	بازه فرکانسی
دلتا	کمتر از ۴ Hz
تتا	۴ - ۷ Hz
آلفا	۸ - ۱۵ Hz
بتا	۱۶ - ۳۱ Hz
گاما	بیش‌تر از ۳۲ Hz

در حوزه خواب برخی از این باندها به ۲ یا ۳ دسته تقسیم‌بندی می‌شوند و تعداد بیشتری باند فرکانسی خواهیم داشت.

۲-۶ رویکردهای مختلف تخمین IQ از سیگنال‌های مغزی

با مطالعه بر روی کارهای انجام شده در زمینه تخمین IQ به رویکردهای متفاوتی می‌رسیم که روش در برخی از آن‌ها مشترک و در بقیه موارد متفاوت است. به صورت کلی تخمین ضریب هوشی به ۲ نوع مسئله دسته‌بندی و رگرسیون تقسیم‌بندی می‌شود. در بسیاری از مسائل افراد با توجه به ضریب هوشی به ۲ یا ۳ گروه دسته‌بندی می‌شوند و سپس پس از تعریف معیارهای گوناگون که از ویژگی‌های سیگنال‌های ضبط شده‌اند، با استفاده از شبکه عصبی یا دسته‌بندی متفاوت افراد را به صورت یادگیری با نظارت دسته‌بندی می‌کنند. در نوع دوم مسئله، تلاش بر این است که با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی، مدل رگرسیون خطی، GLM و ماشین بردار پشتیبان به مقدار دقیق تخمینی هوش دست پیدا کنند.

۲-۷ جمع‌بندی

در این فصل مفاهیم ابتدایی چگونگی تعریف و سنجش هوش، آزمون‌های هوشی و برتری آن‌ها نسبت به یکدیگر، مغز، EEG، ثبت اطلاعات در این روش، نحوه پردازش اطلاعات و رویکردهای کلی که مطالعه‌های مختلف در این زمینه اتخاذ کرده‌اند توضیح داده شد. در ادامه به مفاهیم ریاضی مورد نیاز جهت فهم تحقیق‌ها در زمینه تخمین ضریب هوشی پرداخته می‌شود.

۳ فصل سوم - مفاهیم ریاضی

۳-۱ مقدمه

در این بخش به مفاهیم پایه‌ای ریاضی جهت فهم روند تحقیق‌های انجام‌شده می‌پردازیم. از ویژگی‌های مطرح شده در این بخش جهت پردازش سیگنال‌های EEG و استخراج ویژگی‌هایی برای دسته‌بندی و شبکه مصنوعی استفاده می‌شود.

۳-۲ توان مطلق و نسبی و نسبت توان نسبی

جهت پردازش سیگنال‌های بدست آمده، یکی از معیارها توان موجود در هر باند فرکانسی از آن سیگنال است. توان مطلق یا Absolute Power انتگرال تمام توان موجود در آن باند فرکانسی است. توان نسبی یا Relative Power به مفهوم نسبت بین توان سیگنال در آن باند فرکانسی و توان کل سیگنال است که از جمع توان‌ها در تمام باندهای فرکانسی بدست می‌آید [۶]. توان مطلق به اختصار AP و توان نسبی به اختصار RP نام‌گذاری شده است. این مقادیر پس از بدست آوردن تبدیل فوریه این سیگنال‌ها به راحتی قابل محاسبه است. با استفاده از توان نسبی معیاری به نام نسبت توان نسبی یا Relative Power Ratio تعریف می‌شود که به مفهوم نسبت توان‌ها در باندهای مختلف نسبت به یکدیگر است.

۳-۳ عدم تقارن مغزی

معیار عدم تقارن مغزی یا Brain Asymmetry با رابطه زیر به مفهوم میزان تفاوت فعالیت بین یک مکان متناظر در نیم‌کره راست و نیم‌کره چپ در باندهای فرکانسی متفاوت و الکترودهای متفاوت تعریف می‌شود [۹]:

$$AS_j = \ln(ESD_{j, \text{Electrode 1}}) - \ln(ESD_{j, \text{Electrode 2}})$$

در این رابطه j تعیین‌کننده باند فرکانسی مورد نظر و الکتروود یک و دو به معنی محل متناظر در نیم‌کره راست و چپ است. از تعریف برداشت می‌شود که هرچه این مقدار نزدیک‌تر به صفر باشد، فعالیت مشابه ثبت شده است و تقارن فعالیت داریم و هرچه این مقدار بیشتر شود عدم تقارن فعالیت داریم.

۳-۴ تاخیر فاز

معیار تاخیر فاز در برخی مقاله‌ها با رابطه زیر تعریف شده است [۱۰]:

$$\arctan\left(\frac{q_{xy}}{r_{xy}}\right)$$

که در آن q قسمت موهومی Cross Spectral Density و r قسمت حقیقی آن است.

۳-۵ معیار همبستگی

معیار بسیار پرکاربرد دیگر در پردازش سیگنال، همبستگی یا کوهرانس است که بین هر ۲ الکتروود در هر باند فرکانسی حساب می‌شود که مقداری بین صفر و یک دارد. این معیار جهت تعیین میزان ارتباط ۲ سیگنال در باند فرکانسی کاربرد دارد و از طریق فرمول زیر قابل محاسبه است [۱۱]:

$$C_{x,y}(f) = \frac{|G_{x,y}(f)|^2}{G_{x,x}(f) G_{y,y}(f)}$$

که توابع $G_{x,x}$ ، $G_{y,y}$ ، $G_{x,y}$ به ترتیب برابر Cross Spectral Density و Auto Spectral Density است:

$$G_{x,x}(f) = \langle X(f) X(f)^T \rangle$$

$$G_{y,y}(f) = \langle Y(f) Y(f)^T \rangle$$

$$G_{x,y}(f) = \langle Y(f) X(f)^T \rangle$$

نکته قابل ذکر در اینجا این است که در صورتی که این ۲ سیگنال به صورت خطی به هم مرتبط باشند، یعنی یک سیستم LTI پیدا شود که این ۲ سیگنال را به هم مرتبط کند، با توجه به رابطه زیر با استفاده از تابع ضربه سیستم LTI این مقدار یک خواهد بود:

$$C_{x,y}(f) = \frac{|G_{x,y}(f)|^2}{G_{x,x}(f) G_{y,y}(f)} = \frac{|H(f)G_{x,x}(f)|^2}{G_{x,x}^2(f) |H^2(f)|} = 1$$

یعنی مقدار یک نشان‌دهنده بیشترین ارتباط بین ۲ سیگنال و مقدار صفر کمترین ارتباط بین ۲ سیگنال است.

۳-۶ معیار (PSI) Phase Slope Index

معیار دیگری که جهت سنجش مرتبط بودن ۲ سیگنال (Connectivity) استفاده می‌شود، شیب فاز یا PSI است. این معیار به مفهوم میزان شار اطلاعات یا Information Flow بین ۲ الکتروود است و مانند همبستگی، بین هر ۲ الکتروود و در هر باند فرکانسی حساب می‌شود که از طریق رابطه زیر قابل محاسبه است:

$$\psi_{ij} = I \left(\sum_{f \in F} C_{ij}^*(f) C_{ij}(f + \delta f) \right)$$

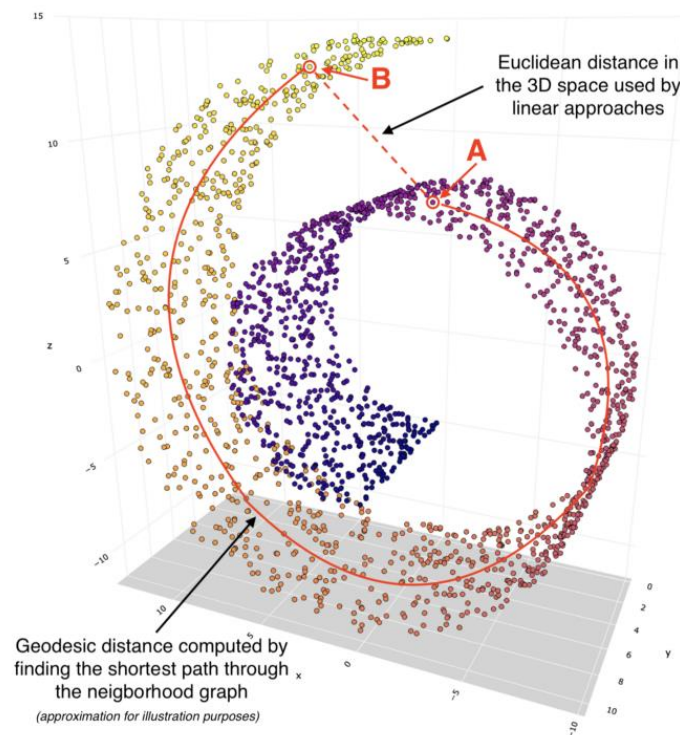
$$C_{ij}(f) = \frac{S_{ij}(f)}{\sqrt{S_{ii}(f) * S_{jj}(f)}}$$

در این رابطه ψ_{ij} بیانگر PSI بین کانال i و j است و δf به دقت فرکانسی اشاره دارد و مجموعه F بیانگر باند فرکانسی مورد نظر است.

تعبیر مقدار بدست آمده به این صورت است که در صورتی که $\psi_{ij} > 0$ سیگنال i قبل از j رخ داده است و سیگنال i سیگنال j را هدایت می‌کند. در صورتی که $\psi_{ij} < 0$ سیگنال j قبل از i رخ داده است و سیگنال j سیگنال i را هدایت می‌کند. در صورتی که این مقدار نزدیک صفر باشد، Volume Conduction رخ داده است [۱۲].

۷-۳ کاهش بعد Isomap

یکی از روش‌های کاهش ابعاد یک داده روش غیرخطی Isomap است. در این روش ابتدا با استفاده از پارامتر k ، نزدیکترین همسایه با معیار اقلیدسی به هر نقطه مشخص می‌شود یعنی یک گراف از همسایگی تشکیل می‌شود. سپس برای محاسبه فاصله ۲ نقطه در فضای جدید نقاط، اگر آن ۲ نقطه همسایه هم باشند، مقدار آن همان فاصله اقلیدسی است و اگر نباشند، با استفاده از الگوریتم‌های Dijkstra و Floyd-Warshall و گراف همسایگی بدست آمده، فاصله آن ۲ نقطه تعیین می‌گردد. برای فهم بهتر می‌توان به شکل ۱-۳ نگاه کرد [۱۳]:



شکل ۱-۳ تعریف فاصله نقاط در روش Isomap [۱۳]

۸-۳ کاهش بعد LDA

این روش کاهش بعد یک روش خطی است که با دریافت برچسب داده‌ها تلاش می‌کند ترکیب خطی از ابعاد اولیه ارائه دهد که دسته‌های مشخص شده توسط برچسب‌ها متمایز باشند. به عنوان مثال برای داده‌ای که ۲ دسته است مراحل زیر طی می‌شود [۱۴].

در الگوریتم LDA فرض بر این است که توزیع $P(X|Y=0)$ و $P(X|Y=1)$ (از توزیع گوسی با میانگین μ_0 و μ_1 و واریانس Σ_0 و Σ_1 پیروی می‌کنند (X مشاهده و Y دسته آن مشاهده است). در صورتی که یک مشاهده X متعلق به

دست ۰ باشد، باید لگاریتم نسبت احتمال متعلق بودن به دسته اول و متعلق بودن به دسته دوم از یک آستانه T بیشتر باشد:

$$(X - \mu_1)^T \Sigma_1^{-1} (X - \mu_1) + \ln |\Sigma_1| - (X - \mu_2)^T \Sigma_2^{-1} (X - \mu_2) + \ln |\Sigma_2| > T$$

در این روش فرض می‌شود که: $\Sigma_1 = \Sigma_2 = \Sigma$

با ساده‌سازی رابطه بالا به رابطه زیر می‌رسیم:

$$\omega \cdot X > C$$

$$\omega = \Sigma^{-1} (\mu_2 - \mu_1)$$

$$C = \omega \cdot \frac{1}{2} (\mu_2 + \mu_1)$$

که این معادله بیان‌کننده معیار تعلق به کدام دسته از برچسب‌ها خواهد بود [۱۴].

۹-۳ کاهش بعد PCA

در این روش کاهش بعد به صورت کلی بر این اساس عمل می‌کنیم که در فضای اصلی داده بهترین برداری را انتخاب کنیم که بر تمام بردارهای انتخاب شده تا قبل از الان عمود باشد. معیار بهترین در اینجا فاصله نقاط تا بردار مورد نظر است. با اینکار اولین بردار انتخاب شده بیشترین واریانس را در داده اولیه توضیح می‌دهد و دومین بردار انتخاب شده بیشترین واریانس را در باقی‌مانده واریانس داده‌ها وقتی تاثیر بردار اول را حذف کنیم، توضیح می‌دهد. این کار ادامه پیدا می‌کند تا کل واریانس توضیح داده شود. می‌توان نشان داد که بردارهای بدست آمده بردارویژه‌های ماتریس کوواریانس داده است. با بدست آوردن مختصات نقاط در فضای متشکل از بردارهای عمود بر هم جدید، به فضای جدیدی می‌توانیم برسیم که ابعاد کمتری از فضای اولیه دارد [۱۵] [۱۶].

۱۰-۳ ماشین بردار پشتیبان

الگوریتم ماشین بردار پشتیبان یا SVM یک روش یادگیری بانظارت است که جهت رگرسیون و دسته‌بندی استفاده می‌شود. فرض کنید داده‌ای شامل ۲ دسته داریم. در این الگوریتم سعی بر این است که یک ابرصفحه در این فضا تعیین شود که به بهترین صورت این ۲ دسته را از هم جدا کند. معیار بهترین ابرصفحه این است که نزدیک‌ترین فاصله نقطه هر دسته با ابرصفحه به مقدار بیشینه برسد. تابع هدف زیر جهت کمینه کردن در این الگوریتم در نظر گرفته می‌شود [۱۷]:

$$\lambda \|w\|^2 + \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \max(0, 1 - y_i (w^T X_i - b)) \right]$$

در این رابطه $\max(0, 1 - y_i(w^T X_i - b))$ بیانگر فاصله نقطه تا ابرصفحه در صورتی که در دسته مخالف قرار گرفته باشد است. همچنین λ بیانگر میزان بده‌بستان بین داشتن نقطه در دسته درست و بیشینه کردن حاشیه است. این پارامتر از آنجایی استفاده می‌شود که ممکن است به دلیل نویز و یا هر علت دیگری داده‌ها واقعا قابل جداسازی نباشند و لازم باشد تا با در نظر گرفتن پارامتری اجازه دهیم تا حدی نقاطی که تحت تاثیر نویز هستند در دسته مخالف قرار بگیرند ولی همچنان حاشیه را حفظ کنیم. با در نظر گرفتن کرنل میتوان از این الگوریتم به عنوان دسته‌بندی غیر خطی نیز استفاده کرد.

در مسئله رگرسیون نیز مسئله با توضیح زیر به یک مسئله بهینه‌سازی محدب تبدیل می‌شود. فرض کنید می‌خواهیم تابع $f(x) = x'\beta + b$ را تعیین کنیم. پارامترهای β و b را باید گونه‌ای مشخص کنیم که مقدار تابع تا حد مناسبی نزدیک مقدار واقعی در داده آموزش باشد. این حد مناسب را با پارامتر ϵ مشخص می‌کنیم:

$$\forall n: |y_n - f(x_n)| < \epsilon$$

چون در اکثر مواقع به دلیل نویز با ϵ کوچک نمی‌توان به جواب رسید و مسئله محدب حل نمی‌شود، همانطور که در دسته‌بندی از متغیر اسلک (Slack) استفاده کردیم و نام آن را لامبدا گذاشتیم، در اینجا نیز از این متغیرها با نام ζ استفاده می‌کنیم. در نهایت مسئله محدب به فرم زیر تبدیل می‌شود و با حل آن به جواب می‌توان رسید [۱۸]:

$$\text{Objective Function: } \frac{1}{2} \beta' \beta + C \sum_{n=1}^N (\zeta_n + \zeta_n^*)$$

Subject to:

$$\forall n: y_n - f(x_n) < \epsilon + \zeta_n$$

$$\forall n: f(x_n) - y_n < \epsilon + \zeta_n$$

$$\forall n: \zeta_n \geq 0$$

$$\forall n: \zeta_n^* \geq 0$$

۳-۱۱ مدل خطی تعمیم یافته

الگوریتم مدل خطی تعمیم یافته جهت مسئله رگرسیون استفاده می‌شود. در این روش فرض می‌شود پارامتر تصادفی که قصد رگرسیون آن را داریم، استقلال آماری دارد. همچنین فرض می‌شود که این پارامتر تصادفی از یکی از توزیع‌های نمایی پیروی می‌کند. فرض سوم این روش این است که تابعی از میانگین این توزیع با ترکیب خطی از مشاهده‌ها رابطه دارد که این تابعیت می‌تواند Logit, Log و Inverse باشد. با این فرض‌ها مسئله رگرسیون تبدیل به مسئله بهینه‌سازی می‌شود که قابلیت حل دارد [۱۹].

۱۲-۳ رگرسیون خطی

در این روش رگرسیون فرض بر این است که متغیر وابسته رگرسیون رابطه خطی با متغیرهای مستقل دارد. تفاوت مقدار پیشبینی شده و مقدار واقعی با یک ترم ارور مدل می‌شود. با این فرض مسئله به یک مسئله بهینه‌سازی تبدیل می‌شود که به راحتی قابلیت حل دارد [۲۰].

۱۳-۳ دسته‌بندی توسط KNN

یکی دیگر از روش‌های یادگیری با نظارت روش نزدیک‌ترین K نقطه است. که به صورت ساده جهت دسته‌بندی نزدیک‌ترین K نقطه اطراف نقطه داده‌شده بررسی می‌شود و کلاسی که در آن نقاط بیشترین عضو را دارد انتخاب می‌شود. در مسئله رگرسیون نیز، مقدار خروجی برابر میانگین K نزدیک‌ترین نقطه اطراف نقطه داده شده است.

۱۴-۳ Naive Bayesian توسط

فرض کنید برای یک ورودی x در داده تست می‌خواهیم دسته آن را بیابیم. در این روش که مبتنی بر احتمال شرطی است می‌دانیم طبق قانون بیز رابطه زیر را داریم:

$$P(C_k|x) = \frac{P(C_k)P(X|C_k)}{P(X)}$$

شرط naive بودن ایجاب می‌کند که:

$$P(X_i|X_{i+1}, \dots, X_n, C_k) = P(X_i|C_k)$$

در نتیجه:

$$P(C_k|X_1, \dots, X_n) = P(C_k) \prod_{i=1}^n P(X_i|C_k)$$

حال به ازای اندیس K برای هر کلاس این مقدار احتمال محاسبه می‌شود و مقدار بیشینه مشخص کننده دسته داده است.

۱۵-۳ جمع‌بندی

در این فصل برخی رابطه‌ها و مفاهیم ریاضی مورد نیاز از جمله توان مطلق و نسبی، همبستگی و شیب فاز بیان شد. همچنین انواع روش‌های کاهش بعد و دسته‌بندی و رگرسیون نیز بحث شد. در ادامه به بررسی کارهای انجام شده در این زمینه خواهیم پرداخت و نحوه استفاده از معیارهای بیان شده در این فصل را خواهیم دید.

۴ فصل چهارم - مروری بر کارهای انجام شده

۴-۱ مقدمه

در این فصل به بررسی ۱۰ مطالعه که در حوزه تخمین ضریب هوشی و بازدهی مغزی انجام شده است، می‌پردازیم. از بیان فرمول ریاضی در این فصل پرهیز شده است و روابط ریاضی در فصل سوم آورده شده است. در بررسی هر مطالعه، ابتدا داده‌برداری و جمعیت افراد مورد بررسی، تست هوش انجام شده، سپس معیارهای استفاده شده و در نهایت نتایج بدست آمده بیان می‌شود.

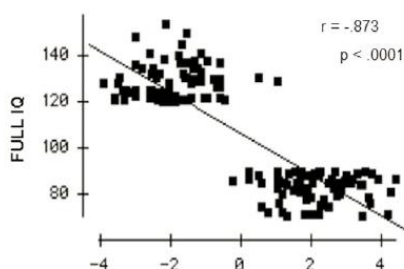
۴-۲ مقاله اول [۱۲]

در این مطالعه از ۳۷۱ شخص با میانگین سن ۱۰ سال، داده در حالت استراحت closed-eye به مدت زمان ۵۸ ثانیه تا ۲ دقیقه و ۱۷ ثانیه گرفته شده است. داده‌برداری از ۱۹ ناحیه مغز بر اساس استاندارد بین المللی ۱۰-۲۰ جهت جایگذاری الکترودها و با استفاده از دستگاهی با نرخ نمونه‌برداری ۱۰۰ هرتز صورت گرفته است. همچنین افراد در هنگام داده‌برداری برای چگونگی بستن چشم‌ها و حفظ آرامش و تکان ندادن چشم‌های خود آموزش داده شدند.

از نیمی از افراد در صبح و نیمی دیگر در بعد از ظهر (بدون آگاهی قبلی) تست WISC گرفته شده است. بر اساس تست هوش گرفته شده، افراد به ۳ دسته High، Medium و Low با مرز مقیاس کل ۹۰ و ۱۲۰ تقسیم شدند.

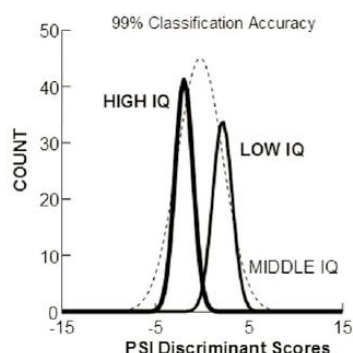
از طریق محاسبه PSI بین هر ۲ الکترودها در باندهای دلتا، تتا، آلفا ۱ (۸-۱۰ هرتز)، آلفا ۲ (۱۳-۱۰ هرتز)، بتا ۱ (۱۵-۱۳ هرتز)، بتا ۲ (۱۸-۱۵ هرتز)، بتا ۳ (۲۵-۱۸ هرتز) و بالاتر از بتا (۳۰-۲۵ هرتز) داده را آنالیز کردند. با توجه به اینکه ۱۹ الکترودها داشتند و در ۸ باند فرکانسی این مقدار حساب شده است، ۱۳۶۸ متغیر بدست آورده‌اند. با استفاده از test-T رابطه این متغیرها را با ضریب هوشی افراد سنجیدند و به ۱۲۴ متغیر معنادار رسیدند. سپس با استفاده از wise Discriminant Analysis-Step ۴۲ متغیر را انتخاب کردند. با این کار ۹۷ درصد حجم اطلاعات را کاهش دادند و به نرخ متغیر به فرد ۳.۵۷ رسیدند.

گزارش شده است که بین ضریب هوشی و میزان شار اطلاعات رابطه معکوس در باندهای آلفا و بتا وجود دارد. در شکل ۱-۴ میزان تفکیک‌پذیری گروه High و Low را می‌بینید:



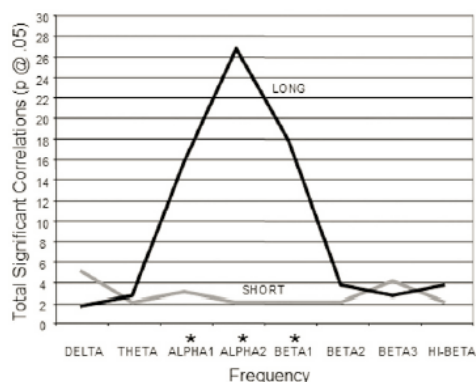
شکل ۱-۴ میزان تفکیک‌پذیری گروه‌های High و Low با استفاده از ۴۲ متغیر بدست آمده. محور افقی Discriminant Score و محور عمودی ضریب هوشی است [۱۲]

توزیع افراد با توجه به Discriminant Score را در شکل ۲-۴ مشاهده می‌کنید:



شکل ۲-۴ توزیع افراد با توجه به Discriminant Score [۱۲]

همانطور که مشاهده می‌شود گروه Middle با معیار PSI قابل تفکیک نیست. در این مطالعه همچنین دیده شده است که الکترودهای با فاصله بیشتر در ۴۲ متغیر انتخاب شده نقش بیشتری ایفا کردند که در شکل ۳-۴ نمایش داده شده است:



شکل ۳-۴ توزیع تعداد متغیرهای PSI انتخاب شده و دو دسته کردن آن‌ها بر اساس فاصله الکترودهایشان (با مرز ۳ سانتی‌متر) [۱۲]

نتایج دسته‌بندی در جدول ۱-۴ قابل مشاهده است:

جدول ۱-۴ نتایج دسته‌بندی پیاده‌سازی شده با استفاده از PSI [۱۲]

IQ GROUP	N	IQ ≤ 90	IQ > 120
Classification Accuracy = 99%			
Full IQ ≤ 90	n = 71	71 (100%)	0 (0%)
Full IQ > 120	n = 79	2 (3%)	77 (97%)
90 < Full IQ < 120	n = 221	100 (45%)	121 (55%)
Jackknifed Classification Accuracy = 94%			
IQ GROUP	N	IQ ≤ 90	IQ > 120
Full IQ ≤ 90	n = 71	66 (93%)	5 (7%)
Full IQ > 120	n = 79	4 (3%)	75 (95%)

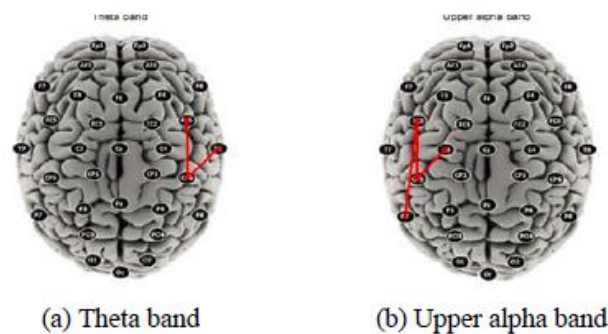
با توجه به نتایج بدست آمده (رابطه معکوس PSI با هوش در باند آلفا و بتا و تاثیرگذاری بیشتر الکترودهای با فاصله بیشتر)، گزارش شده است که بنظر می‌رسد بیشتر بودن ضریب هوشی به معنای توانایی جهت پردازش اطلاعات به صورت محلی و با بازدهی بیشتر و در نتیجه کاهش پردازش‌های همزمان در فواصل طولانی است.

۳-۴ مقاله دوم [۲۱]

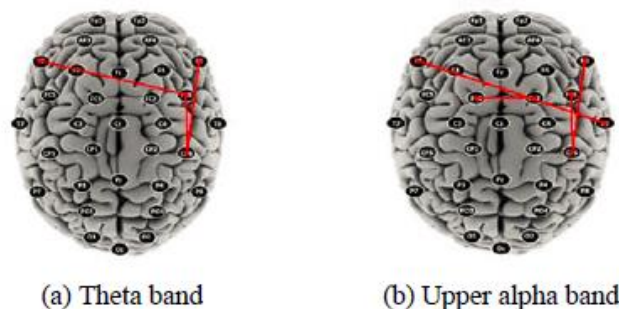
در این مطالعه از ۲۴ دانش‌آموز سالم با میانگین سن ۱۶ و انحراف معیار ۱ در حین انجام آزمونی داده‌برداری صورت گرفته است. ۲۴ نفر شامل ۱۴ زن و ۱۰ مرد است. این آزمون یک تست زبان کره‌ای با دو سطح سختی است که در حین انجام این ۲ نوع تست داده‌برداری صورت گرفته است. از EEG ۳۲ کانال و با استاندارد بین‌المللی ۱۰-۲۰ و نرخ نمونه‌برداری ۲۰۴۸ هرتز استفاده شده است. هر بار ثبت داده EEG شامل ۱۰ ثانیه مرحله استراحت و مرحله آزمون است.

جهت سنجش هوش فرد از آزمونی جداگانه با ۲۱۸ سوال استفاده شده است که افرادی که امتیاز بالای ۱۰۰ کسب می‌کردند در دسته Performer-High قرار می‌گرفتند. به صورت مشابه در صورتی که امتیاز کسب شده کمتر از ۱۰۰ باشد در دسته Performer-Low قرار گرفته‌اند.

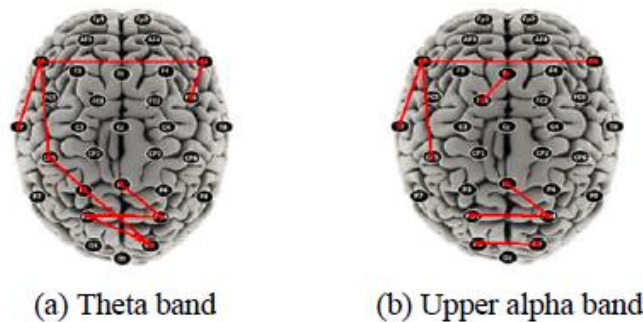
معیار همبستگی (کوهرانس) جهت تحلیل داده‌ها استفاده شده است. بین هر ۲ الکتروود و در ۲ باند فرکانسی بتا و بالای آلفا (۱۰-۱۳ هرتز) این مقدار بدست آمده است. بنظر می‌رسد با استفاده از تست آماری مقادیر حساب شده و ضریب هوش بدست آمده، به نتایج شکل ۴-۴ رسیدند:



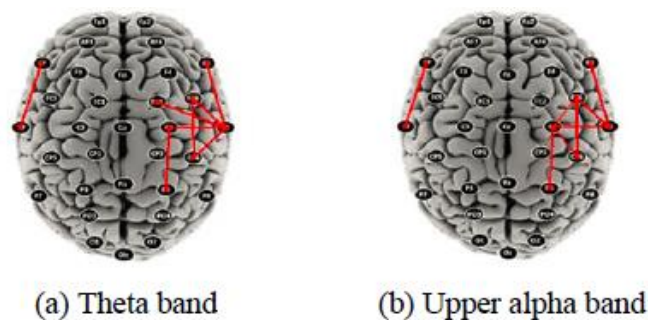
شکل ۴-۴ همبستگی معنادار بدست آمده با معیار $p < 0.05$ برای افراد Performer-High در تست آسان زبان [۲۱]



شکل ۴-۵ همبستگی معنادار بدست آمده با معیار $p < 0.05$ برای افراد Performer-Low در تست آسان زبان [۲۱]



شکل ۴-۶ همبستگی معنادار بدست‌آمده با معیار $p < 0.05$ برای افراد Performer-High در تست سخت زبان [۲۱]



شکل ۴-۷ همبستگی معنادار بدست‌آمده با معیار $p < 0.05$ برای افراد Performer-Low در تست سخت زبان [۲۱]

در تست آسان زبان برای افراد باهوش بیشتر ارتباط در لوپ گیجگاهی دیده می‌شود و هیچ ارتباط بین نیم‌کره‌ای دیده نمی‌شود. درحالی‌که در افراد با هوش کمتر ارتباط بین نیم‌کره‌ای بین ناحیه‌های چپ پیشانی و راست گیجگاهی دیده می‌شود. در تست سخت زبان برای افراد باهوش علاوه بر ارتباط درون نیم‌کره‌ای ارتباط بین نیم‌کره‌ای نیز دیده می‌شود. در حالی‌که برای افراد دارای هوش کمتر افزایش فعالیت درون نیم‌کره‌ای دیده شد.

از نتایج بدست آمده گزارش شده است که افراد دارای هوش بیشتر توانایی اختصاص منابع مورد نیاز با توجه به سطح سختی کار انجام شده دارند (کارهای سخت، منابع بیشتر و کارهای آسان، منابع کمتر). درحالی‌که در افراد با هوش کمتر از منابع زیادی در هر سطحی از مسئله اختصاص داده می‌شود.

۴-۴ مقاله سوم [۹]

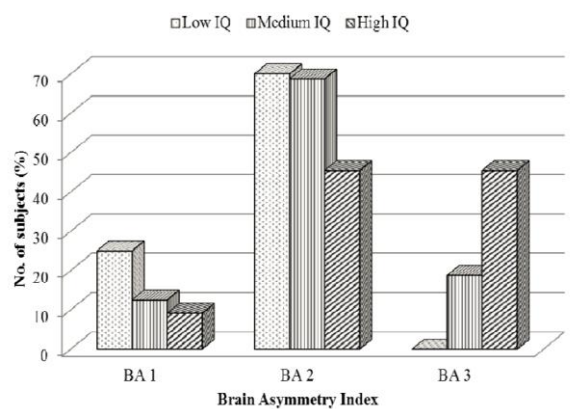
در این مطالعه از ۵۱ دانشجوی مهندسی شامل ۲۳ زن و ۲۸ مرد با میانگین سن کلی ۲۱.۷ در حالت استراحت داده‌برداری شده است.

در این آزمایش از تست Raven جهت سنجش IQ استفاده شده است. با استفاده از ضریب هوشی بدست آمده، افراد به ۳ دسته Low، Medium و High تقسیم شدند.

با استفاده یک شبکه مصنوعی ساده با یک Layer-Hidden شامل ۶ نورون مسئله دسته‌بندی افراد بر اساس توان نسبی در سه باند فرکانسی آلفا، بتا و تتا انجام شده است. معیار به کار برده شده در این تحقیق عدم تقارن مغزی

برای الکترودهای در مکان ۱ PF و ۲ PF است. این مقدار برای باند آلفا محاسبه شده است. با معیار ۰.۰۵ و ۱ افراد به سه دسته Highly Balanced, Moderately Balanced و Poorly Balanced تقسیم‌بندی شدند.

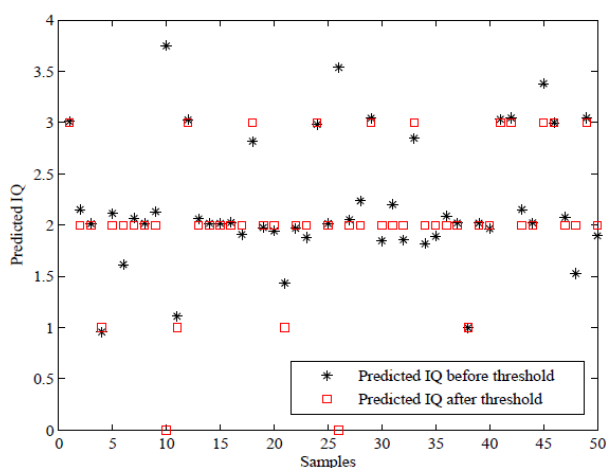
در این مطالعه تلاش شده است رابطه بین تقارن فعالیت مغزی و ضریب هوشی سنجیده شود. به این صورت که نتایج دسته‌بندی و عدم تقارن فعالیت مغزی به صورت شکل ۴-۸ گزارش شده است:



شکل ۴-۸ نمودار میله‌ای رابطه عدم تقارن فعالیت مغزی و هوش، به ترتیب ۱ BA، ۲ BA و ۳ BA بیانگر Highly Balanced و Moderately Balanced و Poorly Balanced هستند [۹]

همانطور که مشاهده می‌شود، در کلاسی که توزیع ضعیف است، با افزایش هوش تعداد افراد کاهش می‌یابد و همچنین تعداد افراد باهوش در دسته افرادی که توزیع متقارن داشتند بیش از بقیه سطوح هوش بدست آمده است. که می‌تواند بیانگر این نکته باشد که هوش با توزیع متقارن فعالیت مغزی رابطه مستقیم دارد.

در شکل ۴-۹ نتایج دسته‌بندی را مشاهده می‌کنید:



شکل ۴-۹ نتیجه دسته‌بندی به صورت بصری برای ۵۱ نمونه [۹]

همانطور که مشاهده می‌شود، ۴۸ داده به درستی تخمین زده شده‌اند و تنها ۲ فرد به دلیل اینکه در کلاسی قرار نگرفته‌اند، مقدار صفر دارند. در جدول ۴-۲ نتایج دقت و حساسیت دسته‌بندی به صورت عددی قابل مشاهده است:

جدول ۲-۴ حساسیت و تشخیص پذیری دسته‌بندی [۹]

IQ Level	Dataset					
	Training		Validation		Testing	
	Precision (%)	Sensitivity (%)	Precision (%)	Sensitivity (%)	Precision (%)	Sensitivity (%)
Low	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
Medium	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۵.۸۷	۱۰۰	۱۰۰
High	۱۰۰	۱۰۰	۷.۸۵	۱۰۰	۹.۸۸	۱۰۰

جدول ۳-۴ دقت و خطای حاصل از دسته‌بندی [۹]

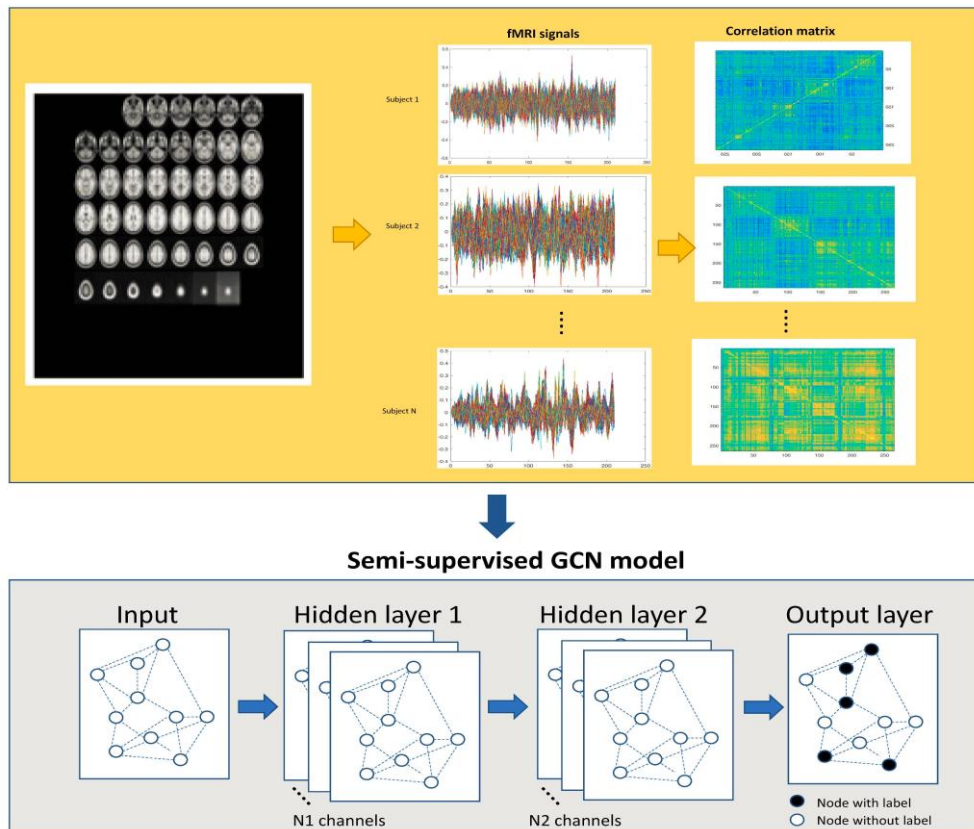
Performance Measures	Dataset		
	Training	Validation	Testing
Accuracy (%)	۱۰۰	۴۴.۹۴	۴۴.۹۴
Mean squared error (%)	۰.۱۱۹.۰	۰.۷۷۷.۰	۰.۳۵۵.۰

۵-۴ مقاله چهارم [۲۲]

در این مطالعه که از پایگاه داده Philadelphia Neurodevelopmental Cohort استفاده کرده است، از ۸۷۵ نفر داده fMRI در حالت استراحت ثبت شده است. با تعریف ۲۶۴ Region of Interests (ROIs) داده را آنالیز کرده‌اند.

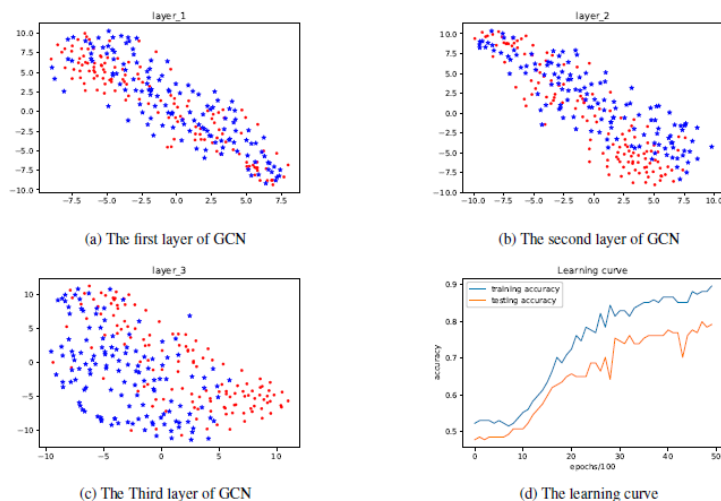
با استفاده از آزمون WRAT (یک آزمون سنجش بازدهی که در اینجا به عنوان تخمینی از هوش استفاده شده است) افراد را به دو دسته High و Low تقسیم کردند.

در این مطالعه از Functional Connectivity برای سنجش همبستگی بین نواحی مختلف ROIs استفاده شده است. یعنی برای هر نمونه داده، یک ماتریس Functional Connectivity استفاده شده است. همچنین در این مطالعه با استفاده از روش PCA ابعاد داده تجمیع شده حاصل از کنار هم گذاشتن همه ماتریس‌ها کاهش داده شد و سپس با استفاده از Graph Convolutional Neural Network (GCN) که مزیت تحلیل داده در فضای غیر اقلیدسی را می‌دهد (در این مدل هر ناحیه یک راس می‌شود و هر یال همبستگی زمانی بین آن ۲ است)، دسته‌بندی افراد بر اساس ضریب هوشی آن‌ها، از یادگیری نیمه‌نظارتی با استفاده از این مدل طبق شماتیک شکل ۴-۱۰ انجام شده است:



شکل ۴-۱۰ شماتیک یادگیری نیمه‌نظارتی جهت دسته‌بندی افراد بر اساس هوش آن‌ها مبتنی بر Functional Connectivity بدست آمده از سیگنال fMRI [۲۲]

یادگیری نیمه‌نظارتی از طریق برچسب‌گذاری بر روی ۵۰ درصد راس‌ها در گراف صورت گرفته است. در بین هریک از لایه‌های نشان داده شده در شکل ۴-۱۰، از طریق روش SNE-t کاهش ابعاد خروجی انجام شده است تا چگونگی جداسازی ۲ دسته از افراد بر اساس هوش مطابق شکل ۴-۱۱ قابل مشاهده باشد:



شکل ۴-۱۱ چگونگی جداسازی در خروجی هر لایه از شبکه عصبی با استفاده از روش SNE-t در پنل (d) منحنی یادگیری آورده شده است [۲۲]

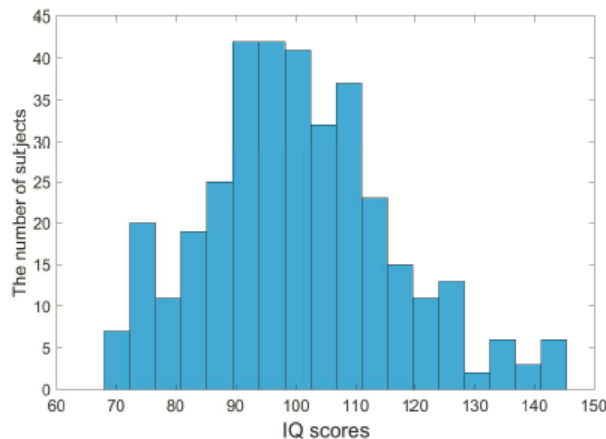
مقایسه نتایج روش‌های دیگر با روش فعلی (PCA + GCN) را در جدول ۴-۴ مشاهده می‌کنید:

جدول ۴-۴ مقایسه روش پیاده‌سازی شده با روش‌های دیگر [۲۲]

Paradigm	CORR+SVM	PCA+SVM	DM+SVM	PCA+SRC	PCA+DT	PCA+MLP	PCA+GCN
fMRI-Rs	0.20 ± 0.05	0.00 ± 0.01	0.00 ± 0.01	0.00 ± 0.01	0.00 ± 0.01	0.00 ± 0.01	0.00 ± 0.01

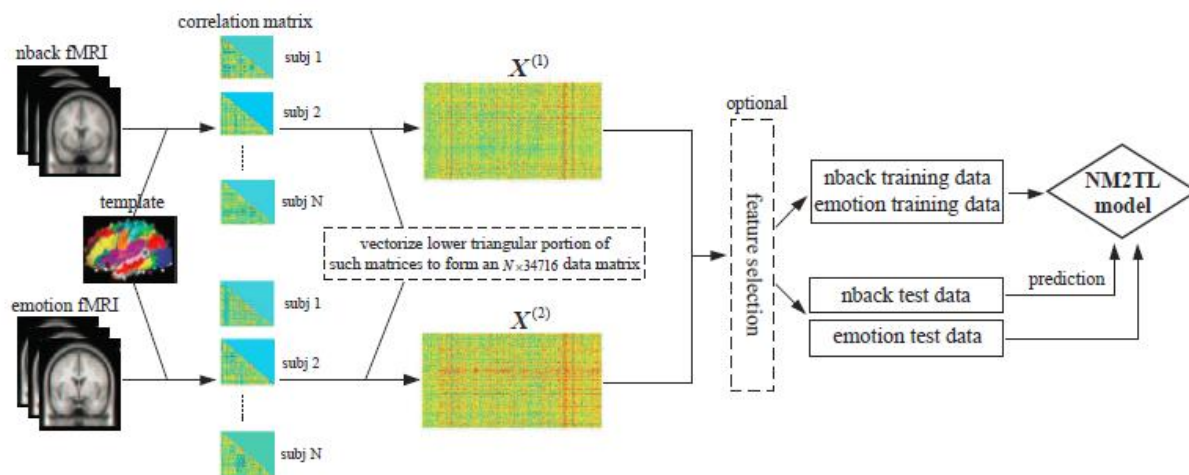
۶-۴ مقاله پنجم [۲۳]

در این مطالعه که از پایگاه داده Philadelphia Neurodevelopmental Cohort استفاده کرده است، از ۸۷۵ نفر داده fMRI بین ۸ تا ۲۲ سال در حالت استراحت، تست حافظه Working Memory و Emotion Identification ثبت شده است. که در داده استفاده شده به دلیل اینکه پارامتر دیگری چون سن وارد نشود، افراد زیر ۱۶ سال حذف شدند و به این ترتیب ۳۵۵ فرد با میانگین سن ۱۸.۲۱ سال و میانگین هوش ۱۰۰.۵۷ که با استفاده از آزمون WRAT بدست آمده است، استفاده شده است. در این ۳۵۵ فرد ۲۰۴ زن و ۱۵۱ مرد هستند. توزیع ضریب هوشی را در شکل ۱۲-۴ مشاهده می‌کنید:



شکل ۱۲-۴ توزیع هوش در جامعه افراد استفاده شده [۲۳]

با تعریف ۲۶۴ Region of Interests (ROIs) داده را آنالیز کرده‌اند. در این تحقیق تلاش شده است تا رابطه بین هوش و فعالیت مغزی در هنگام انجام اعمالی چون اعمال مرتبط با حافظه و احساسات سنجیده شود. از Functional Connectivity برای سنجش همبستگی بین نواحی مختلف ROIs استفاده شده است. یعنی برای هر نمونه داده، دو ماتریس Functional Connectivity به علت اینکه ۲ مودالیتی بررسی می‌شود، استفاده شده است و تنها از نیمه مثلثی پایین ماتریس جهت کاهش حجم داده استفاده شده است. با استفاده از Transform-Z از نرمال بودن داده اطمینان حاصل کردند. سپس با استفاده از مدل GCN و روشی که خود معرفی کردند به نام TL₂NM که نسخه بهتر شده Task Learning-Manifold Regularized Multi است، داده را مطابق شکل ۱۳-۴ آنالیز کردند و شبکه را جهت رگرسیون ضریب هوشی استفاده کردند:



شکل ۴-۱۳ شماتیک یادگیری مسئله رگرسیون ضریب هوشی مبتنی بر Functional Connectivity بدست آمده از سیگنال fMRI [۲۳]

از ۲ معیار CC یا همان Correlation Coefficient و RMSE یا همان Root Mean Square Error جهت سنجش دقت حاصل از مدل در مقایسه با ضریب هوشی تخمینی بدست آمده از تست Raven استفاده شده است.

در جدول ۴-۵ علاوه بر تست آماری نتایج بدست آمده از روش TL^۲NM در مقایسه با بقیه روش‌ها، دقت بدست آمده از روش‌های مختلف آورده شده است:

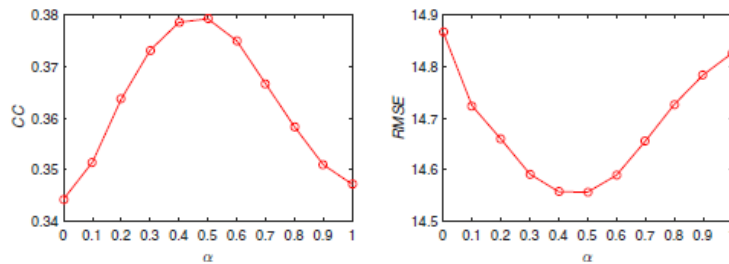
جدول ۴-۵ مقایسه نتایج بدست آمده از روش TL^۲NM و روش‌های دیگر [۲۳]

Model		CC (mean ± std)	p-value	RMSE (mean ± std)	p-value
SM	nback	0.3181 ± 0.0187	< 0.001	15.3882 ± 0.1546	< 0.001
	emotion	0.3240 ± 0.0144	0.0033	15.3060 ± 0.1051	< 0.001
MTL	nback	0.3217 ± 0.0183	0.0026	15.3063 ± 0.1507	< 0.001
	emotion	0.3222 ± 0.0175	0.0043	15.2645 ± 0.1669	< 0.001
M2TL	nback	0.3348 ± 0.0118	0.0458	14.9881 ± 0.1238	0.0070
	emotion	0.3308 ± 0.0139	0.0337	15.0056 ± 0.1635	0.0353
NM2TL	nback	0.3472 ± 0.0141	–	14.8251 ± 0.0714	–
	emotion	0.3443 ± 0.0125	–	14.8658 ± 0.1047	–

¹ p-values were calculated by pairwise t-test comparisons between the regression accuracy of our NM2TL model and other competing models for each modality.

² std denotes the standard deviation.

همانطور که مشاهده می‌کنید به صورت جداگانه برای ۲ تست حافظه و احساسات نتایج گزارش شده است. در شکل ۴-۱۴ نتایج TL^۲NM با ترکیب این ۲ با نسب آلفا برای تخمین ضریب هوشی مشاهده می‌کنید:



شکل ۴-۱۴ ترکیب ۲ تست احساسات و حافظه با ضریب آلفا جهت تخمین IQ در مسئله رگرسیون [۲۳]

۷-۴ مقاله ششم [۲۴]

از ۱۲ دانش‌آموز ابتدایی (۶ پسر) با میانگین سن ۹ سال و ۵ ماه، همگی راست دست و با حداقل هوش ۸۰ در هنگام استراحت و با چشم بسته با دستگاه EEG دارای ۶۴ کانال داده‌برداری شد. در هر بار داده‌برداری ۳۰ داده ۲ ثانیه‌ای بدون آرتیفکت بدست آورده‌اند.

جهت سنجش میزان IQ از تست WISC نسخه چهار استفاده شده است. در این آزمایش علاوه بر FSIQ معیارهای جزئی زبانی و حافظه نیز در نظر گرفته شدند.

در این مقاله به رابطه هوش با پارامترهای توان (مطلق و نسبی) و همبستگی بین دو نیم‌کره در ۱۰ ناحیه مغز پرداخته می‌شود. این ۱۰ ناحیه عبارت‌اند از:

- Left/Right Frontal
- Anterior/Central Sagittal
- Left/Right Temporo-Parietal
- Left/Right Temporal
- Left/Right Occipital

در چهار باند فرکانسی دلتا (۰.۱-۳ هرتز)، تتا (۳.۵-۸ هرتز)، آلفا (۸.۵-۱۲ هرتز) و بتا (۱۲.۵-۳۰ هرتز) پارامترهای توان در هر یک از ۱۰ ناحیه بدست آمده‌اند. جهت بدست آوردن پارامترهای همبستگی بین نیم‌کره‌ای و درون نیم‌کره‌ای، هر ۲ الکتروود با شرط فاصله‌ای بیش از ۳ سانتی‌متر در نظر گرفته شدند و مقادیر بدست آمده درون نیم‌کره‌ای راست و چپ میانگین‌گیری شدند و مقادیر بدست آمده مرتبط با الکتروودهای بین نیم‌کره‌ای نیز میانگین‌گیری شدند. در نتیجه ۳ مقدار برای همبستگی متناظر با هر فرد در پایگاه داده هست. تست آماری صورت گرفته جهت سنجش ارتباط پارامترهای بدست آمده از سیگنال‌های EEG و IQ با روش ANOVA صورت گرفته است.

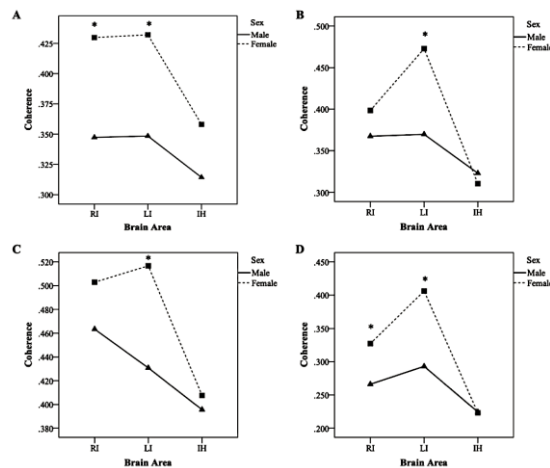
افراد بر اساس هوش سنجیده شده به ۲ گروه با میانگین ۹۶ و ۸۲ تقسیم‌بندی شده‌اند. نتایج بدست آمده برای پارامترهای توان مطلق به بیش‌تر بودن باند آلفا در ناحیه Occipital راست و چپ و کمتر بودن باند بتا در همه نواحی مطابق جدول ۴-۶ منجر شد:

جدول ۴-۶ میانگین توان مطلق و نسبی در باندهای فرکانسی و الکترودهای مختلف [۲۴]

Frequency Band Area	Alpha		Beta		Delta		Theta	
	AP	RP	AP	RP	AP	RP	AP	RP
Left Frontal	۱۰.۴۷	۲۸.۴۶	۱.۰۸	۲.۲۶	۲۱.۱۶	۴۱.۷۶	۱۱.۰۱	۲۷.۵۰
Right Frontal	۱۰.۳۳	۲۹.۲۵	۱.۱۴	۲.۸۹	۱۵.۹۱	۴۴.۰۱	۱۱.۰۷	۲۳.۸۲
Anterior Sagittal	۱۸.۵۲	۳۱.۰۱	۰.۹۶	۲.۴۶	۲۴.۹۸	۳۵.۵۶	۲۱.۹۲	۳۰.۹۵
Central Sagittal	۲۱.۰۷	۳۰.۵۵	۱.۰۴	۱.۵۷	۲۲.۵۹	۳۷.۳۴	۱۶.۷۲	۳۰.۵۲
Left Temporo-Parietal	۲۶.۰۱	۲۴.۶۱	۱.۱۹	۴.۲۶	۱۹.۹۶	۴۱.۶۷	۱۵.۶۰	۲۹.۴۴
Right Temporo-Parietal	۳۳.۱۳	۲۶.۲۹	۱.۳۰	۲.۷۸	۲۵.۲۴	۴۱.۷۹	۱۹.۴۵	۲۹.۱۲
Left Temporal	۲۸.۰۴	۲۱.۵۹	۱.۳۵	۶.۵۲	۱۹.۱۹	۴۲.۹۲	۱۴.۱۷	۲۸.۹۴
Right Temporal	۲۸.۲۰	۲۶.۱۵	۱.۲۳	۳.۰۵	۲۰.۳۵	۴۲.۳۳	۱۷.۴۱	۲۸.۴۴
Left Occipital	۶۲.۰۳	۲۱.۸۴	۱.۷۳	۲.۵۵	۳۶.۱۹	۴۶.۹۵	۲۶.۵۷	۲۸.۶۵
Right Occipital	۷۵.۳۲	۲۵.۳۴	۱.۸۹	۵.۰۱	۳۹.۶۳	۳۸.۷۵	۲۸.۲۰	۳۰.۸۹

با استفاده از تست آماری دریافتند که بین توان مطلق و ضریب هوشی مقیاس کل در باند بتا و مکان آهیانه‌ای نیم‌کره راست و همچنین توان مطلق و ضریب هوشی ادراک کلامی در ناحیه پیشانی نیم‌کره راست و باند بتا رابطه وجود دارد.

نتایج بدست آمده برای معیار همبستگی را در شکل ۴-۱۵ مشاهده می‌کنید:



شکل ۴-۱۵ نتایج معیار همبستگی برای باندهای دلتا در (a)، تتا (b)، آلفا (c) و بتا (d). در این شکل ستاره به معنی معنادار بودن $p < 0.05$ است [۲۴]

در معیار همبستگی با تست آماری ارتباط بین ضریب هوشی مقیاس کل و همبستگی در باند تتا و درون نیم‌کره چپ و بین نیم‌کره‌ها و ارتباط بین همبستگی و ضریب هوشی ادراک کلامی در نیم‌کره چپ و باند تتا در مردان معنادار شد.

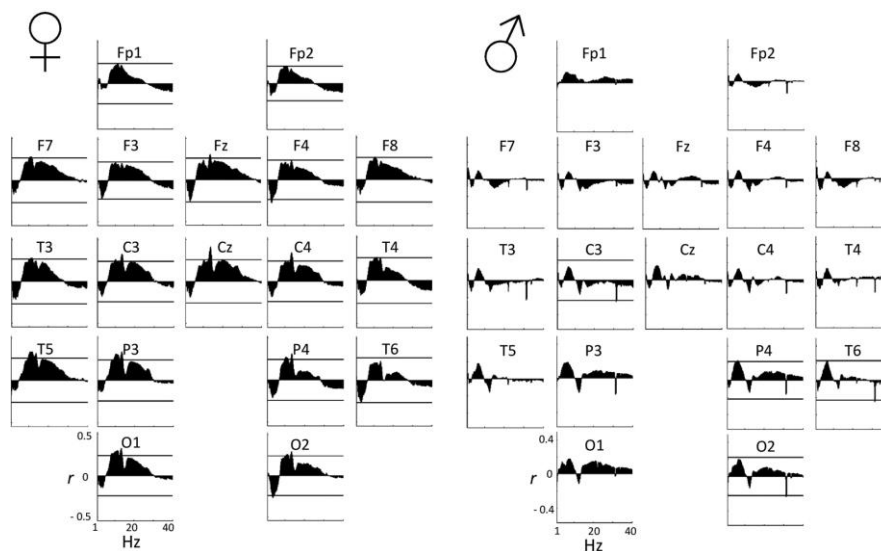
۸-۴ مقاله هفتم [۲۵]

در این مطالعه از ۱۵۱ فرد شامل ۶۸ زن و ۸۳ مرد در خواب REM و NREM در ۲ شب متوالی داده‌برداری شده است. میانگین سن این افراد ۲۹.۳ سال و بازه سنی ۱۷-۶۹ سال است.

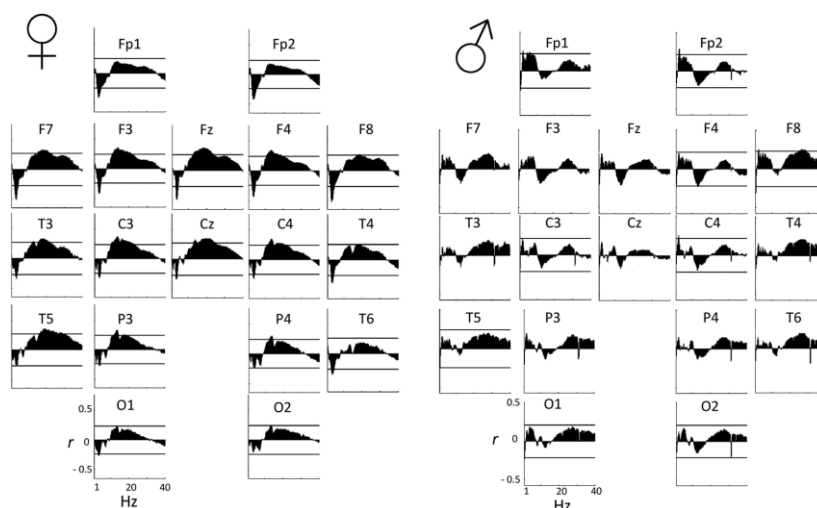
داده‌برداری EEG با استاندارد بین‌المللی ۱۰-۲۰ و با ۱۸ کانال صورت گرفته است. این داده از تجمیع دو پایگاه داده Institute of Behavioural Sciences of Semmelweis University و Max Planck Institute of Psychiatry بدست آمده است.

از ۲ تست هوش Culture Fair Test و Raven جهت سنجش ضریب هوشی این افراد استفاده شده است. ضریب هوشی‌های بدست آمده پس از Scale شدن یک بازه یکسان، در تحلیل‌ها RES نامیده شدند.

معیار استفاده شده در این تحقیق توان مطلق است که به صورت جداگانه در خواب REM و NREM آنالیز انجام شده است. با استفاده از ضریب همبستگی جزئی Pearson به صورت Corrected-Age رابطه بین توان و RES در بازه‌های ۰.۲۵ هرتزی در هر الکتروود سنجیده شده است. به دلیل اینکه انتظار می‌رود بازه‌های فرکانسی مجاور در هر الکتروود با هم ارتباط داشته باشند، با استفاده از Ruger Area Method اصلاح Bonferroni و Multiple Comparison انجام شده است. در شکل ۱۶-۴ نتایج را برای خواب REM و NREM و جنسیت افراد به صورت جداگانه می‌توانید مشاهده کنید:



شکل ۱۶-۴ همبستگی طیف و ضریب هوشی در خواب REM، محور X از یک تا چهار هرتز با بازه‌های ۰.۲۵ هرتزی و محور Y مقدار Pearson Partial Correlation Coefficient است. خط‌های افقی بیانگر میزان معنادار بودن است [۲۵]



شکل ۴-۱۷ همبستگی طیف توان و ضریب هوشی در خواب NREM، محور X از یک تا چهل هرتز با بازه‌های ۰.۲۵ هرتزی و محور Y مقدار Pearson Partial Correlation Coefficient است. خط‌های افقی بیانگر میزان معنادار بودن است [۲۵]

همانطور که مشاهده می‌کنید نتایج نشان می‌دهد هیچ باند فرکانسی در مردان چه در خواب REM و چه در خواب NREM معنادار نیست. اما در زنان در خواب REM در باند دلتا و تتا رابطه منفی و در باند بتا رابطه مثبت دیده می‌شود. همچنین در زنان در خواب NREM در باند آلفا و سیگما (۱۵-۱۲ هرتز) رابطه معنادار دیده می‌شود.

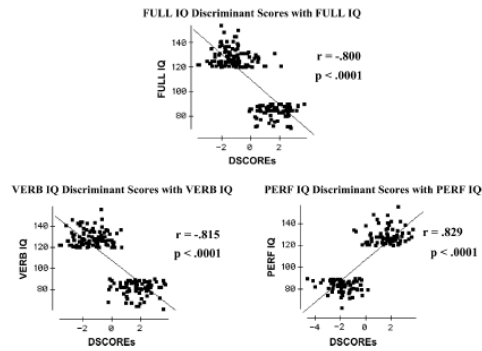
۴-۹ مقاله هشتم [۱۰]

در این مطالعه از ۴۴۲ فرد شامل ۲۶۰ مرد و ۱۸۲ زن با رنج سنی ۵ تا ۵۲.۷ سال که ۳۹۸ نفر در ۵-۱۵ سال قرار دارند در حالت استراحت چشم‌بسته داده‌برداری انجام شده است. در تمام تحلیل‌های انجام شده تلاش شده است تا با انجام دوباره آن برای زیرمجموعه‌ای از افراد، نشان دهد که سن به عنوان یک Confounding Factor نیست.

داده‌برداری EEG از ۱۹ الکتروود با استاندارد بین المللی ۲۰-۱۰ صورت گرفته است. دو تا ۵ دقیقه داده در حالت چشم‌بسته از افراد ثبت شده است.

افراد بر اساس تست هوش WISC و با در نظر گرفتن حدود ۹۰ و ۱۲۰ به سه دسته از لحاظ ضریب هوشی تقسیم شدند.

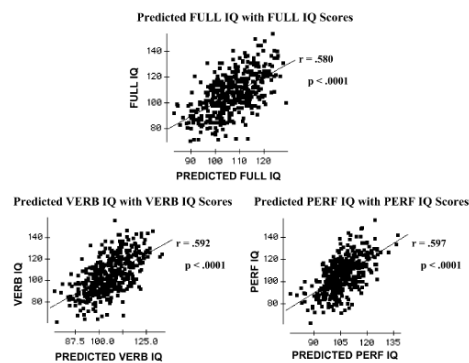
در این تحقیق از معیارهای دامنه سیگنال (جذر توان)، توان نسبی، نسبت توان نسبی (نسبت تتا به بتا، تتا به آلفا، آلفا به بتا و دلتا به تتا)، عدم تقارن دامنه سیگنال، همبستگی (بین هر دو الکتروود و در ۵ باند فرکانسی) و تاخیر فاز در باندهای دلتا، تتا، آلفا، بتا (۲۵-۱۲.۵ هرتز) و بالای بتا (۳۰-۲۵.۵ هرتز) استفاده شده است. با در نظر گرفتن این معیارها، ۲۸۳۱ مقدار برای هر فرد بدست می‌آید. در این مقاله تحلیل‌ها به صورت جداگانه برای ضریب هوشی مقیاس کل، کلامی و بازدهی انجام شده است. با استفاده از تست آماری test-T ($P < 0.05$) و Varimax Factor Analysis به ۶۳ متغیر برای مقیاس کل، ۷۹ متغیر برای کلامی و ۸۵ متغیر برای بازدهی رسیدند. در شکل ۴-۱۸ می‌توانید میزان تفکیک‌پذیری بر اساس این متغیرها را مشاهده کنید:



شکل ۱۸-۴ توزیع ضریب هوشی مقیاس کل، بازدهی و کلامی در گروه‌های Low و High محور افقی Discriminant Score بدست آمده از متغیرهای معنادار توضیح داده شده است [۱۰]

دقت دسته‌بندی در ضریب هوشی بازدهی ۹۷.۱۴ درصد، در ضریب هوشی کلامی ۹۴.۷۷ درصد و در مقیاس کل ۹۲.۸۱ درصد است.

همچنین با استفاده از Multivariate Regression Analysis ضریب هوشی تخمینی محاسبه شده است که نتیجه را شکل ۱۹-۴ می‌بینید:



شکل ۱۹-۴ توزیع ضریب هوشی تخمینی در گروه‌های Low و High محور افقی Discriminant Score بدست آمده از متغیرهای معنادار توضیح داده شده است [۱۰]

همچنین در جدول ۷-۴ نتیجه عددی بدست آمده از این مسئله رگرسیون را مشاهده می‌کنید:

جدول ۷-۴ نتیجه رگرسیون بر اساس روش Multivariate Correlation جهت تخمین ضریب هوشی [۱۰]

		Multiple regression analyses		
		FULL IQ_63	VERB IQ_79	PERF IQ_85
NeuroP- sychs	FULL IQ	0.57	0.57	0.59
	VERB IQ	0.55	0.59	0.56
	PERF IQ	0.54	0.50	0.60
VERB IQ Subtests	INFOR	0.56	0.58	0.56
	MATH	0.48	0.54	0.51
	VOCAB	0.55	0.57	0.55
PERF IQ Subtests	DIGSP	0.44	0.50	0.47
	PICTCOM	0.50	0.47	0.53
	BLOCK	0.51	0.52	0.56
	CODING	0.47	0.44	0.53
	MAZES	0.51	0.49	0.56

در این تحقیق گزارش شده است که نتایج حاکی از این است که هرچه تاخیر فاز در سیگنال‌ها کمتر باشد، به صورت کلی تمایل بیشتری به بیشتر بودن ضریب هوشی وجود دارد.

۴-۱۰ مقاله نهم [۲۶]

در این مطالعه از ۵۲ فرد شامل ۲۶ زن و ۲۶ مرد با رنج سنی ۲۱ تا ۲۸ سال و میانگین سن ۲۴.۵۵ و همگی راست‌دست به عنوان پایگاه داده استفاده شده است که از این افراد همزمان با انجام بخشی از تست هوش Raven داده EEG گرفته شده است. ۵ فرد از پایگاه داده به دلایل متفاوتی حذف شدند.

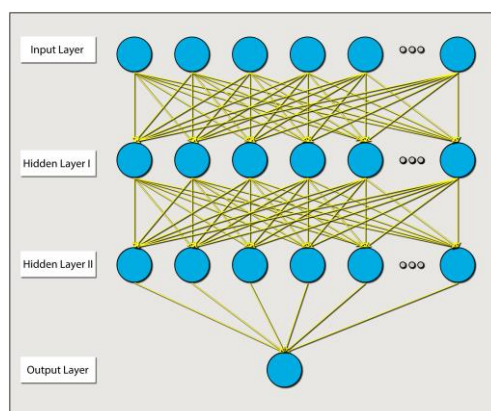
داده‌برداری EEG با ۶۴ الکترود که با استاندارد ۲۰-۱۰ هستند انجام شده است.

معیارهای استفاده شده در این مقاله توان مطلق در طول کل ثبت (۳۱۰ مقدار برای هر فرد)، LZC (میانگین در طول همه کانال‌ها یعنی یک مقدار به ازای هر ثبت)، MSE (محاسبه شده در هر کانال سپس محاسبه میانگین، واریانس، بیشینه و کمینه)، DFA (محاسبه شده در هر کانال و در هر باند فرکانس سپس محاسبه میانگین، واریانس، بیشینه و کمینه) که در کل ۴۳ مقدار برای پیچیدگی است، معیار Connectivity و معیارهای ساده مانند سن و جنسیت است.

در این مطالعه سعی شده است که بار ذهنی افراد در هنگام انجام تستی مانند Raven سنجیده شود. پس از حذف نمونه‌های ایراددار و تست‌های ایراددار از پایگاه داده، ۱۲۳۲ ثبت سالم باقی ماند که روش‌های یادگیری ماشین متفاوتی برای مسئله تخمین بار ذهنی یا Cognitive Workload پیاده‌سازی شدند. این روش‌ها شامل موارد زیر می‌شود:

- Random Forest (RF)
- XGBoost (XGB)
- ANN
- Linear Regression (LR)

مورد آخر به عنوان Baseline برای مقایسه استفاده شده است. در تمام این موارد مقدار r^2 که مجذور همبستگی Pearson است، اندازه‌گیری شده است. ساختار ANN استفاده شده را در شکل ۴-۲۰ مشاهده می‌کنید:



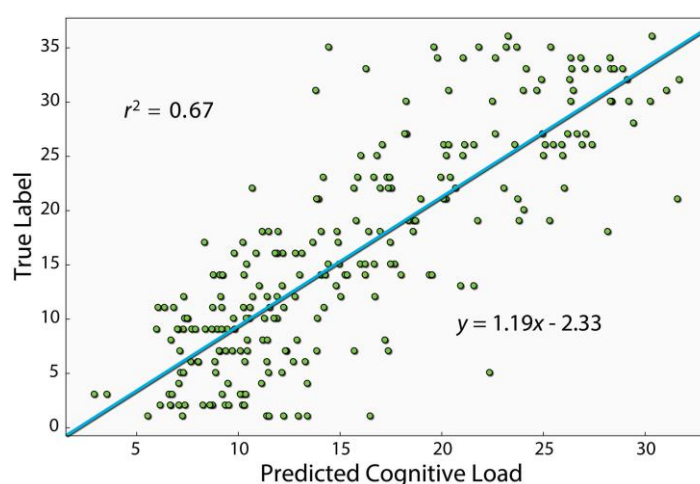
شکل ۴-۲۰ ساختار ANN استفاده شده [۲۶]

در جدول ۴-۸ مقدار این ضریب را برای پیاده‌سازی‌های متفاوت مشاهده می‌کنید:

جدول ۸-۴ مقدار Pearson Correlation در روش‌های مختلف [۲۶]

	LR	RF	XGB	ANN
PS	0.007	0.383*	0.655*	0.346*
Complexity	0.323*	0.055	0.508*	0.286*
Connectivity	0.335*	0.186	0.5*	0.267*
PS & Complexity	0	0.322*	0.641*	0.186*
PS & Connectivity	0.07	0.44*	0.67*	0.32*
Complexity & Connectivity	0.339*	0.122	0.519*	0.331*
All Features	0.05	0.358*	0.628*	0.297*

در شکل ۲۱-۴ نتیجه بهترین مدل را مشاهده می‌کنید:



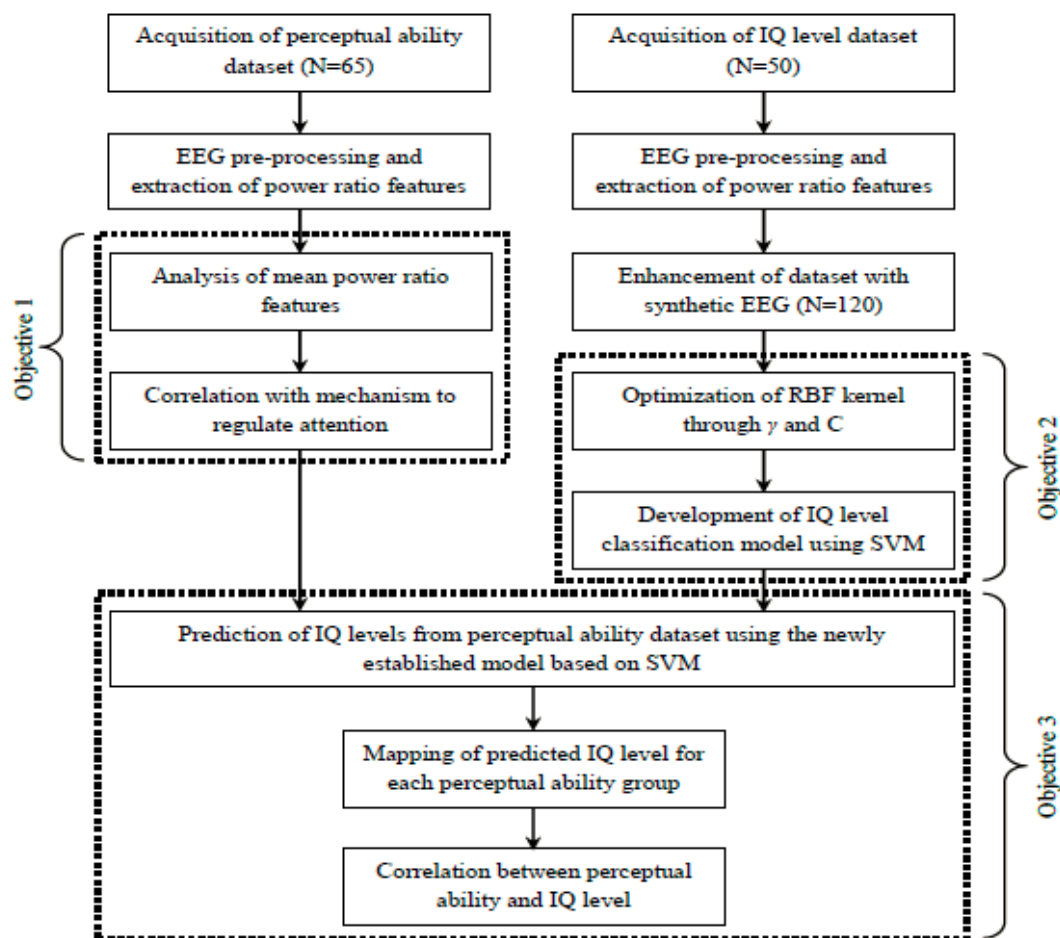
شکل ۲۱-۴ روش XGBoost به عنوان بهترین مدل، معادله خط بدست آمده در نمودار نوشته شده است [۲۶]

۱۱-۴ مقاله دهم [۲۷]

در این مطالعه از ۶۵ فرد با بازه سنی ۲۰-۴۰ سال و میانگین سن ۲۷.۱ تست CTMT (تستی جهت سنجش میزان آسیب مغزی) گرفته شده است.

سیگنال EEG از ناحیه پیشانی نیم‌کره چپ در حالت استراحت به مدت ۳ دقیقه از افراد ثبت شده است.

در این تحقیق سعی شده است با استفاده از معیارهای توان نسبی در باندهای تتا، آلفا و بتا و استفاده از SVM ضریب هوشی تخمین زده شود. سه هدف در این پروژه تعیین شده است. اولین هدف این است که با استفاده از ۶۵ داده ثبت شده EEG تحلیلی بر روی توانایی ادراکی فرد انجام شود. و در هدف دوم با استفاده از ۵۰ داده ثبت شده دیگر مدل SVM جهت دسته‌بندی افراد بر اساس هوش آن‌ها ساخته شود. در نهایت با استفاده از مدل SVM و میزان توانایی ادراک، ارتباط آن دو سنجیده شود. در شکل ۲۲-۴ شماتیکی از نحوه انجام آن را مشاهده می‌کنید:



شکل ۴-۲۲ شماتیک اهداف پروژه و چگونگی آن [۲۷]

با استفاده از تست CTMT و نمره T-Score در آن توانایی ادراکی افراد به ۳ دسته تقسیم می‌شود. روند جدول ۴-۹ در مقایسه توان نسبی و توانایی ادراکی مشاهده شده است:

جدول ۴-۹ روند مشاهده شده در مقایسه توانایی ادراکی و توان نسبی [۲۷]

Power Ratio	Level of Perceptual Ability			Pattern Description with Increasing Level of Perception
	Low	Medium	High	
Theta	0.4246	0.3942	0.3344	Decreasing
Alpha	0.4645	0.5060	0.5567	Increasing
Beta	0.1127	0.1107	0.1090	Decreasing

همچنین نتیجه مدل SVM بدست آمده در مقایسه با مدل ANN که قبلاً پیاده‌سازی شده است را در جدول ۴-۱۰ مشاهده می‌کنید:

جدول ۱۰-۴ نتیجه مدل SVM و مقایسه آن با ANN پیاده‌سازی شده در تحقیق قبلی [۲۷]

Methods	Acc (%)	
	Training	Testing
SVM	100.0	100.0
ANN [19]	100.0	88.9

نحوه تناظر نمونه‌ها بر اساس هوش و توانایی ادراکی را در جدول ۱۱-۴ می‌توانید ببینید:

جدول ۱۱-۴ تناظر نمونه‌ها بر اساس هوش و توانایی ادراکی [۲۷]

		Perceptual Ability Group			Total
		Low	Medium	High	
Predicted IQ Level	Low	7			7
	Medium		44		44
	High		1	13	14
	Total	7	45	13	65

۱۲-۴ جمع‌بندی

در این فصل به ۱۰ مطالعه خوب انجام شده در حوزه تخمین هوش از روی سیگنال‌های مغزی پرداختیم و به صورت کلی در ۳ مقاله اول و مقاله‌های هشتم، نهم و دهم چگونگی تاثیر تقارن و عدم تقارن فعالیت مغزی و معیارهای کاربرد دیگر در پردازش سیگنال EEG بر روی ضریب هوشی، در مقاله چهارم و پنجم نحوه ارتباط ضریب هوشی با داده‌ی بدست آمده از fMRI و در مقاله هفتم ارتباط خواب با ضریب هوشی بررسی شد. در فصل بعد به پیاده‌سازی روش‌های مطرح شده در مقاله‌ها پرداخته می‌شود.

۵ فصل پنجم پیاده‌سازی و نتایج

۵-۱ مقدمه

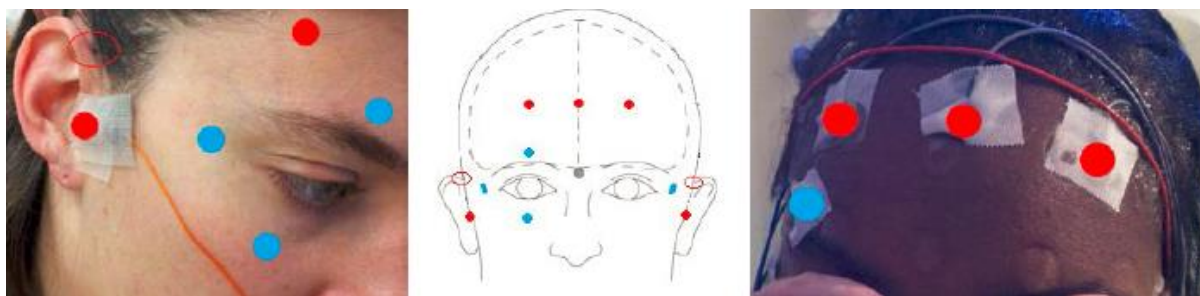
در این فصل به پیاده‌سازی مقاله‌های مطرح شده در فصل پیش پرداخته می‌شود. ابتدا داده استفاده شده جهت این کار شرح داده می‌شود. سپس به روش‌های گوناگون و پارامترهای موثر بر آن می‌پردازیم. در نهایت نتایج بدست آمده گزارش شده است.

۵-۲ داده

همانطور که در فصل پیش مطرح شد، از جمله ایرادهای اساسی نتایج گزارش شده در مقاله‌ها تعداد کم داده‌برداری و تست‌های غیراصولی هست که به عنوان تست هوش استفاده شده است. به همین خاطر نیاز به یک پایگاه داده با تعداد افراد بالا و تست ضریب هوشی قابل قبول است. جهت اینکار ابتدا تلاش شد تا داده‌های استفاده شده در مقاله‌ها که اکثراً دسترسی عمومی نداشتند را با ارسال ایمیل دریافت کنم. اما به دلیل عدم دریافت پاسخ، و مشکلاتی از جمله تعداد افراد کم، به پایگاه داده مناسبی نرسیدم. لذا تصمیم گرفتم از داده‌های در دسترس عموم که کیفیت بالایی تصویربرداری دارند و معیاری مناسب از ضریب هوشی ارائه می‌دهند استفاده کنم. ۲ پایگاه داده بزرگ به نام‌های UKBB و HCP داده خوبی با اطلاعات دموگرافیک مناسبی در اختیار عموم قرار می‌دهند. پایگاه داده UKBB که با بودجه انگلستان جمع‌آوری شده است، دسترسی بسیار سخت‌تری نسبت به پایگاه داده HCP دارد و به صورت کلی تصاویر پایپ لاین تیم HCP از کیفیت بالاتری برخوردارند. این موارد باعث انتخاب داده HCP شد.

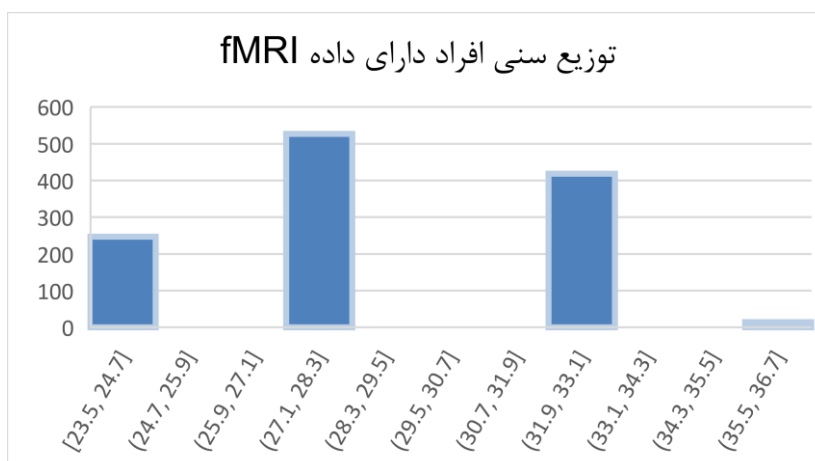
پروژه HCP با حمایت مالی دولتی پایگاه داده‌های گوناگونی جهت استفاده علمی در اختیار عموم قرار می‌دهد. یکی از پروژه‌های این تیم به نام ۱۲۰۰S است که عموماً توسط سه دانشگاه آکسفورد، واشنگتن و مینه‌سوتا از افراد جوان داده‌برداری شده است. این پایگاه داده دو روش تصویربرداری MEG و fMRI را جهت ثبت سیگنال‌های مغزی استفاده کرده است. ثبت اطلاعات مغزی تحت انواع فعالیت مانند یادسپاری، عملیات ریاضی، اجتماعی و حالت استراحت انجام شده است. علاوه بر ثبت فعالیت مغزی، از طریق پرسشنامه از افراد اطلاعات دقیق از سبک زندگی مانند مصرف مواد مخدر و نوشیدن مشروبات الکلی و بازدهی در انجام تست‌های گوناگون برای هر فرد بدست آمده است. در این پایگاه داده از طریق بخشی از تست Raven آزمونی از افراد گرفته شده است که با نام CogFluidComp به ۲ صورت اصلاح شده نسبت به سن افراد و اصلاح نشده در اختیار گذاشته شده است. تعداد افراد دارای داده fMRI ۱۰۹۶ نفر و برای داده MEG زیر مجموعه‌ای از ۱۰۹۶ نفر، ۹۵ نفر است [۲۸].

در شکل ۵-۱ عکسی از نحوه تصویربرداری داده MEG را مشاهده می‌کنید. در حین تصویربرداری از کوئل‌هایی به نام Locator جهت رجیستر داده MEG به داده ساختاری MRI استفاده شده است. همچنین الکترودهایی جهت حذف اطلاعات ناخواسته ناشی از حرکت چشم نیز در نظر گرفته شده است که در شکل ۵-۱ مشاهده می‌کنید [۲۸]:

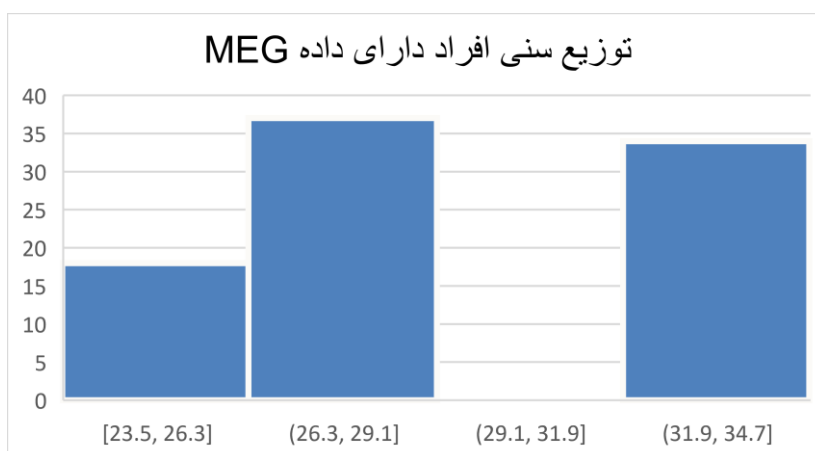


شکل ۱-۵ در حین تصویربرداری از کویل‌هایی به نام Locator جهت رجیستر داده MEG به داده ساختاری MRI استفاده شده است (نقاط قرمز). همچنین الکترودهایی جهت حذف اطلاعات ناخواسته ناشی از حرکت چشم نیز در نظر گرفته شده است (نقاط آبی) [۲۸].

با توجه به مباحث مطرح شده در فصول گذشته، جهت تخمین هوش و تحلیل مسائل در این حوزه نیاز است تا به سن افراد توجه کرد. با توجه به اینکه سن یک داده قابل دسترس توسط همه است، و دانستن سن افراد دخیل در آزمایش احتمال شناسایی آن‌ها را بالا می‌برد، سن دقیق افراد بیان نشده است و به صورت ۵ دسته ۲۲-۲۵ سال و ۲۶-۳۰ سال و ۳۱-۳۵ سال و بالای ۳۶ سال بیان می‌شود. در شکل ۲-۵ و شکل ۳-۵ تلاش شده است که توزیع سنی افراد نمایش داده شود:



شکل ۲-۵ توزیع سنی افراد دارای داده fMRI

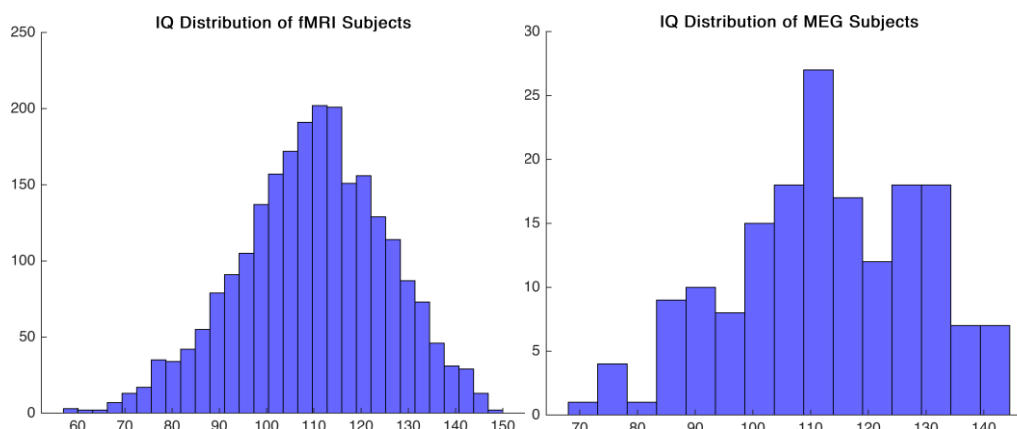


شکل ۳-۵ توزیع سنی افراد دارای داده MEG

همانطور که مشاهده می‌شود توزیع سنی افراد در بازه ۲۳ تا ۳۲ سال است که توزیع مناسبی جهت کار این پروژه است. چون افراد پیر یا نوجوان در پایگاه داده وجود ندارند و عمده افراد جوان هستند.

با بررسی افراد از جنبه جنسیت آن‌ها، افراد دارای داده fMRI شامل ۶۵۶ زن و ۵۵۰ مرد است. افراد دارای داده MEG شامل ۴۱ زن و ۴۸ مرد است.

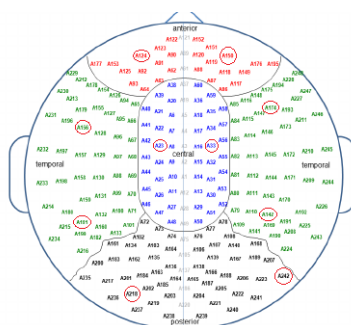
در شکل ۴-۵ هیستوگرام ضریب هوشی بدست‌آمده از طریق بخشی از تست Raven گزارش شده است:



شکل ۴-۵ توزیع ضریب هوشی

همانطور که انتظار می‌رود برای ۱۰۹۶ فرد توزیع ضریب هوشی مانند زنگوله هوشی مطرح شده است و کمابیش همان توزیع در افراد مربوط به داده MEG نیز دیده می‌شود.

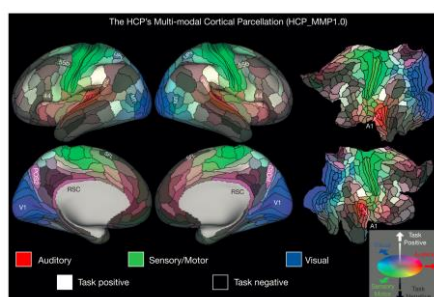
با توجه به رویکرد در این پروژه ما قصد داشتیم از طریق ثبت داده با مدت زمان کوتاهی در حالت استراحت افراد به تخمینی از ضریب هوشی برسیم. داده حالت استراحت این پایگاه داده برای MEG شامل ۳ جلسه است. که در هر جلسه ۱۴۹ ثبت ۲ ثانیه‌ای موجود است. داده‌برداری با استاندارد ۲۴۸ کانال صورت گرفته است. البته تعدادی کانال در هر جلسه برای هر فرد به دلایل مختلفی حذف می‌شود به نحوی که برای افراد مورد استفاده ۱۶۳ کانال مشترک وجود دارد. نرخ نمونه‌برداری ۵۰۸.۲۶ هرتز است. در شکل ۵-۵ استاندارد ۲۴۸ کانال نمایش داده شده است که به دلیل ازدیاد تعداد کانال‌ها که مشکل‌های بسیاری همچون تعداد زیاد ویژگی به وجود می‌آورد، از ۱۰ کانال مشخص شده با دایره قرمز استفاده شده است:



شکل ۵-۵ استاندارد ۲۴۸ کانال، کانال‌های مشخص شده با دایره قرمز در تحلیل داده استفاده شده است [۲۹]

از ۹۵ فرد دارای داده MEG، ۳ فرد به دلیل نداشتن داده ضریب هوشی و ۶ فرد به دلیل نداشتن داده حالت استراحت حذف شدند. که یعنی ۸۶ فرد مورد بررسی قرار گرفتند.

در این پایگاه داده با روش fMRI در حالت استراحت، ۴ جلسه داده از هر فرد گرفته شده است که هر جلسه ۸۶۴ ثانیه است و فرکانس نمونه برداری ۱.۳۹ هرتز است. داده برداری در سطح کورتکس با ۶۴۹۶۴ واکسل انجام شده است. این ابعاد بسیار بالایی است و محاسبات را بیش از حد سخت می کند در حالیکه فایده ای نیز ندارد. به همین خاطر با استفاده از افزایش بندی معرفی شده در یکی از مقالات با استفاده از داده HCP، فعالیت های ثبت شده را با میانگین گیری در هر ناحیه به جای ۶۴۹۶۴ بعد به ۳۶۰ بعد کاهش دادیم. در شکل ۵-۶ این افزایش بندی را مشاهده می کنید [۳۰]:



شکل ۵-۶ افزایش بندی ۱۸۰ ناحیه ای در هر نیمکره [۳۰]

همچنین باید در نظر داشت که جهت اینکه نتایج روش های داده MEG با روش های داده fMRI قابل مقایسه باشد، از ۸۶ فرد مشترک با داده MEG استفاده شده است و تحلیل انجام شده است.

۳-۵ روش

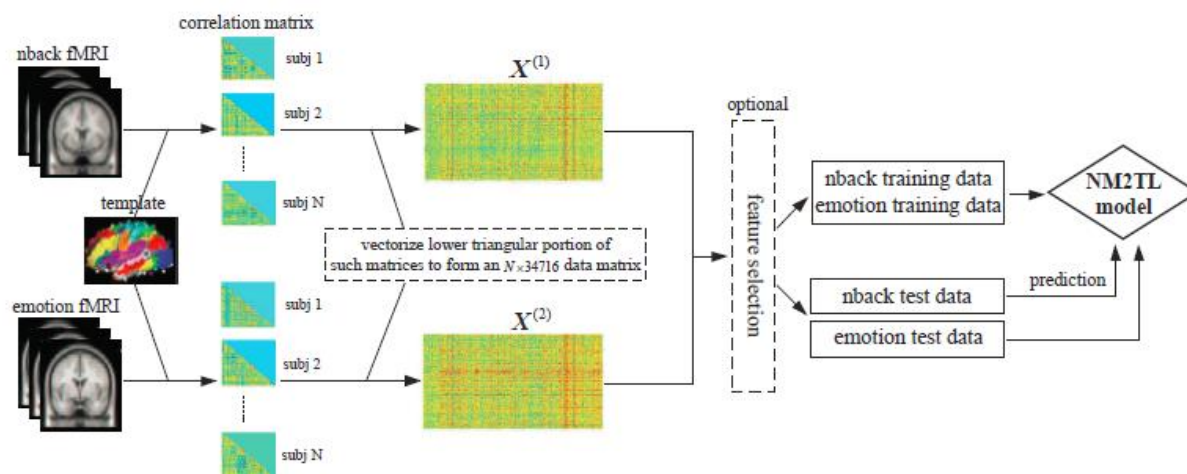
ویژگی های استفاده شده جهت مسئله دسته بندی و رگرسیون در MEG، ویژگی های توان که شامل توان مطلق، توان نسبی و نسبت توان نسبی است و معیار همبستگی است. این ویژگی ها در ۶ باند فرکانسی و با در نظر گرفتن ۱۰ کانال معرفی شده در زیربخش قبل محاسبه می شود. با این کار به ۵۴۰ ویژگی می رسیم که به دلیل داشتن حداکثر ۲۵۸ داده، زیاد است و نیاز است تدبیری سنجیده شود. ۶ باند فرکانسی در جدول ۵-۱ قابل مشاهده است:

جدول ۵-۱ باندهای فرکانسی در نظر گرفته شده

بازه فرکانسی
کمتر از ۴ Hz
۴ - ۷ Hz
۸ - ۱۵ Hz
۸ - ۱۲ Hz
۱۶ - ۳۱ Hz
بیش تر از ۳۲ Hz

جهت کاهش تعداد ابعاد در ویژگی‌ها از الگوریتم PCA، LDA و Isomap استفاده شده است. همچنین در محاسباتی که قابلیت پردازش داشته اند، تاثیر تعداد ابعاد در نتایج شرح داده شده است. همچنین جهت افزایش تعداد داده‌ها با توجه به اینکه از هر فرد ۳ جلسه داده‌برداری شده است، هر جلسه مختص یک فرد در نظر گرفته شده است. با اینکار داده از تعداد ۸۶ به ۲۵۸ داده افزایش یافته است.

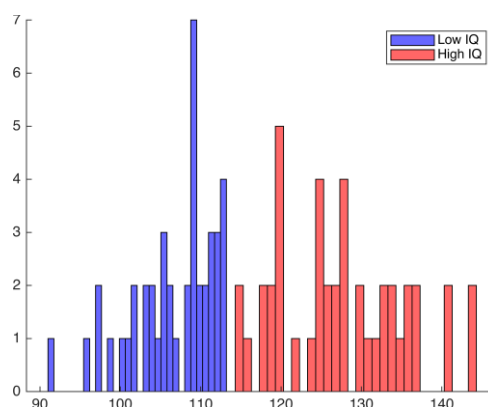
ویژگی‌های استفاده‌شده در مسئله دسته‌بندی و رگرسیون در fMRI ماتریس بالامثلثی ضرایب همبستگی است که مطابق شکل ۵-۷ یکی از مطالعات در نظر گرفته شده است [۲۳]:



شکل ۵-۷ ویژگی استفاده‌شده در داده‌های fMRI مطابق بر یکی از مطالعه‌ها [۲۳]

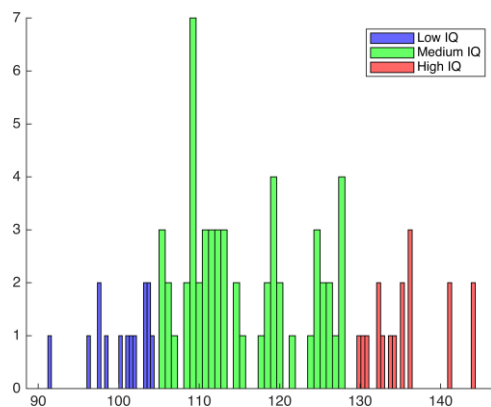
البته در این مطالعه از سیگنال‌های مغزی در ۲ حالت در این راستا استفاده شده است و به همین خاطر ۲ مسیر جدا برای تحلیل داده‌ها وجود دارد. ولی در این پروژه از داده استراحت صرفا استفاده شده است.

جهت مسئله دسته‌بندی نیاز است تا ابتدا بر اساس ضریب هوشی افراد را به چند دسته تقسیم‌بندی کنیم. این کار به صورت جداگانه برای ۲ دسته و همچنین برای ۳ دسته انجام شده است که در شکل ۵-۸ مشاهده می‌کنید:



شکل ۵-۸ دسته‌بندی افراد بر اساس ضریب هوشی به ۲ دسته براساس معیار میانه

با این دسته‌بندی ۴۳ فرد در دسته کم‌هوش و ۴۳ فرد در دسته باهوش قرار گرفته شدند. این دسته‌بندی بر اساس معیار میانه است. برای دسته‌بندی افراد به ۳ دسته، از معیار میانگین \pm یک انحراف معیار استفاده شده است که در شکل ۹-۵ توزیع آن را مشاهده می‌کنید:

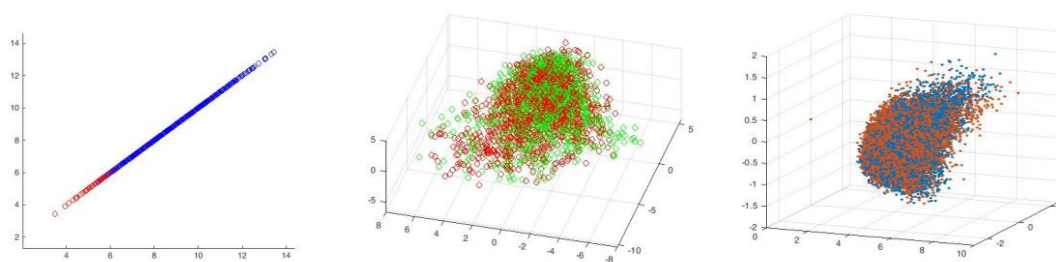


شکل ۹-۵ دسته‌بندی افراد بر اساس ضریب هوشی به ۲ دسته براساس معیار میانگین \pm یک انحراف معیار

این پروژه در مرحله پیاده‌سازی به ۲ بخش MEG و fMRI تقسیم می‌شود. که در هرکدام اولین فاز پیاده‌سازی مسئله دسته‌بندی است و در فاز بعد مسئله رگرسیون است. در بخش بعد با هریک از روش‌های تصویربرداری، نتایج مسئله رگرسیون و دسته‌بندی شرح داده خواهد شد.

۴-۵ نتایج

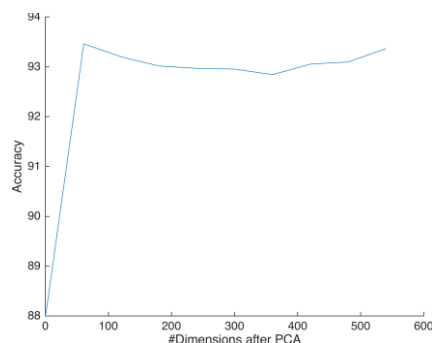
ابتدا به مسئله دسته‌بندی ۲ کلاسی می‌پردازیم. همانطور که توضیح داده شد به دلیل تعداد ابعاد بالا در هر ۲ روش تصویربرداری MEG و fMRI بایستی از الگوریتم‌های کاهش بعد استفاده کرد که در شکل ۱۰-۵ تلاش شده است بیشترین ابعاد قابل مشاهده نمایش داده شود:



شکل ۱۰-۵ کاهش بعد داده MEG با استفاده از ۳ روش به چپ PCA، Isomap و LDA (هر یک از ۲ رنگ در اشکال نشان دهنده تعلق آن نقطه به یک از ۲ دسته است.)

البته باید این نکته را در نظر داشت که تداخل زیاد و یا تداخل کم ۲ توده مشاهده‌شده پس از کاهش بعد نشان‌دهنده بازدهی آن روش نخواهد بود چرا که ابعاد بالاتری از داده کاهش داده‌شده موجود است که قابلیت نمایش نداشته است و از قضا به نتایج بهتری ختم می‌شوند.

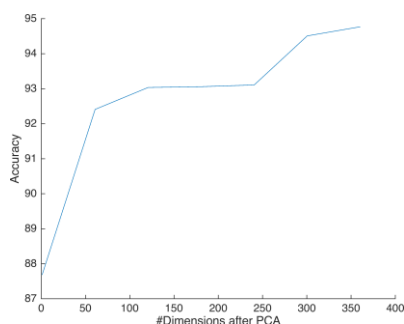
با استفاده از روش SVM با در نظر گرفتن ۲۰ درصد داده تست و ۸۰ درصد داده آموزش با رعایت ۱۰ Fold Cross Validation و با استفاده از کرنل RBF، نتیجه‌ای مطابق شکل ۱۱-۵ بدست آمد:



شکل ۱۱-۵ نتیجه بدست‌آمده از طریق SVM، محور افقی تعداد ابعاد PCA استفاده شده و محور عمودی دقت بدست آمده است.

همانطور که مشاهده می‌شود پس تعداد ابعاد حدود ۶۰ به یک اشباع می‌رسیم که نشان می‌دهد بهترین دقت حدود ۹۳ درصد با این روش بدست آمده است.

با استفاده از روش KNN با در نظر گرفتن ۲۰ درصد داده تست و ۸۰ درصد داده آموزش با رعایت ۱۰ Fold Cross Validation و با استفاده از ۶۱ همسایگی، نتیجه‌ای مطابق شکل ۱۲-۵ بدست آمد:



شکل ۱۲-۵ نتیجه بدست‌آمده از طریق KNN، محور افقی تعداد ابعاد PCA استفاده شده و محور عمودی دقت بدست آمده است.

همانطور که مشاهده می‌کنید با این روش بهترین دقت حدود ۹۴.۷ درصد بدست آمده است.

نمودارهای نشان‌دهنده تاثیر تعداد ابعاد PCA به دلیل حجم بالای محاسبات قابل نمایش به صورت کلی نیست. در جدول ۲-۵ تمام مدل‌های استفاده شده به تفکیک ۳ روش کاهش بعد گزارش شده است:

جدول ۲-۵ نتایج بدست‌آمده برای داده‌های MEG ۲ دسته به تفکیک روش دسته‌بندی و روش کاهش بعد

دقت	SVM	KNN	Bayesian
PCA	۹۳٪	۹۴.۷٪	۹۰٪
LDA	۹۴٪	۹۴.۵٪	۹۴.۵٪
Isomap	۸۸.۵٪	۹۰٪	۸۸.۵٪

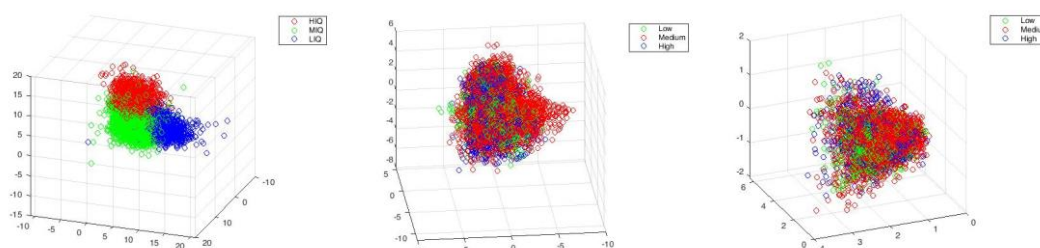
در جدول ۳-۵ نتایج بدست آمده برای داده fMRI ۲ دسته را مشاهده می‌کنید:

جدول ۳-۵ نتایج بدست‌آمده برای داده‌های fMRI ۲ دسته به تفکیک روش دسته‌بندی و روش کاهش بعد

دقت	SVM	KNN	Bayesian
PCA	٪۸۹	۹۹٪	۹۰٪

همانطور که مشاهده می‌کنید بهترین نتیجه دسته‌بندی ۲ دسته با استفاده از داده fMRI و با روش KNN انجام شده است که به دقت ۹۹ درصد رسیده است. لازم به ذکر است که این نتیجه اعتبارسنجی شده است و با توجه به تعداد بالای ثبت امکان رخ دادن Overfit وجود ندارد.

حال به مسئله دسته‌بندی ۳ کلاسی می‌پردازیم. همانطور که توضیح داده شد به دلیل تعداد ابعاد بالا در هر ۲ روش تصویربرداری MEG و fMRI بایستی از الگوریتم‌های کاهش بعد استفاده کرد که در شکل ۱۳-۵ تلاش شده است بیشترین ابعاد قابل مشاهده نمایش داده شود:



شکل ۱۳-۵ کاهش بعد داده MEG با استفاده از ۳ روش به ترتیب از راست به چپ PCA، Isomap و LDA

در جدول ۴-۵ نتایج دسته‌بندی به ازای روش‌های متفاوت دسته‌بندی و روش‌های کاهش بعد متفاوت نمایش داده شده است:

جدول ۴-۵ نتایج بدست‌آمده برای داده‌های MEG ۳ دسته به تفکیک روش دسته‌بندی و روش کاهش بعد

دقت	SVM	KNN	Bayesian
PCA	٪۹۴.۸	۹۴.۴٪	۹۴.۷٪
LDA	۹۴.۸٪	۹۴.۶٪	۹۴.۶٪
Isomap	۹۰.۹٪	۹۰.۷٪	۹۱٪

همانطور که مشاهده می‌کنید بهترین نتیجه دسته‌بندی برای ۳ دسته با استفاده از روش SVM و کاهش بعد PCA بدست آمده است.

حال به نتایج مسئله رگرسیون می‌پردازیم. در این قسمت از کاهش بعد استفاده نشده است و روش‌های رگرسیون GLM و Linear Regression Model پیاده‌سازی شده است. جهت سنجش عملکرد رگرسیون از همبستگی میان متغیر ضریب هوشی واقعی و ضریب هوش تخمین زده شده استفاده کردیم و همچنین با استفاده از تست آماری، صحت نتیجه را بررسی کردیم. در جدول ۵-۵ می‌توانید نتایج را مشاهده کنید:

جدول ۵-۵ نتیجه رگرسیون با استفاده از داده fMRI

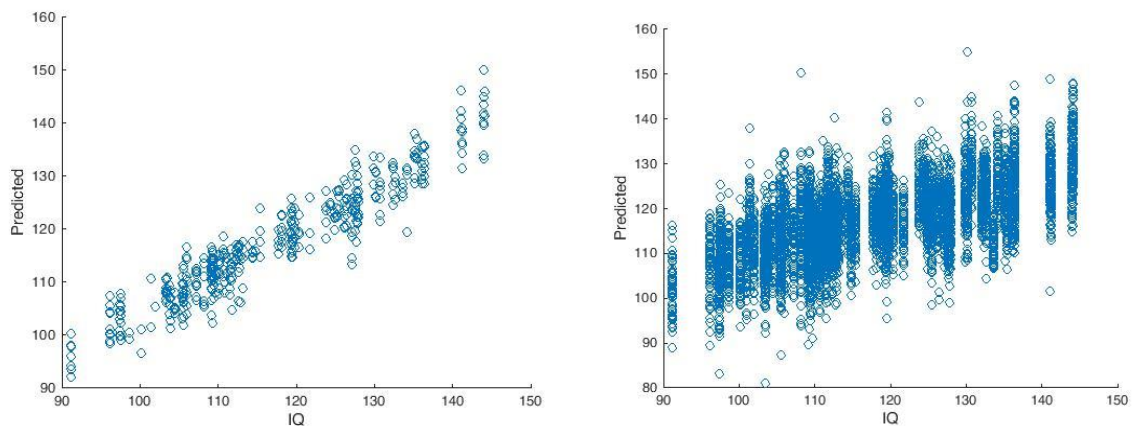
	Linear Regression Model		GLM		SVM	
ضریب همبستگی	۳.۰	P < 0.05 ***	۰.۲۰	P > 0.05	۹۴.۰	P < 0.05 ***

همچنین نتیجه برای داده MEG نیز در جدول ۶-۵ قابل مشاهده است:

جدول ۶-۵ نتیجه رگرسیون با استفاده از داده MEG

	Linear Regression Model		GLM		SVM	
ضریب همبستگی	۶.۰	P < 0.05 ***	۰.۲۰	P > 0.05	۵۱.۰	P < 0.05 ***

همانطور که مشاهده می‌کنید بهترین نتیجه برای داده fMRI برابر با ۰.۹۴ و بهترین نتیجه برای MEG برابر با ۰.۶ است. در زیر مقدار ضریب هوشی واقعی بر حسب تخمینی را در شکل ۱۴-۵ به ازای بهترین مدل داده fMRI و بهترین مدل داده MEG نشان داده شده است:



شکل ۱۴-۵ نمایش ضریب هوشی تخمین‌زده شده بر حسب ضریب هوشی واقعی برای به ترتیب از راست به چپ بهترین مدل fMRI و بهترین مدل MEG

همانطور که مشاهده می‌شود میزان پراکندگی حول مقدار واقعی در مدل رگرسیون با ضریب همبستگی ۰.۶ بیشتر است و این نشان دهنده این است که تخمین ضعیف‌تر انجام شده است. اما در مدل با ضریب همبستگی ۰.۹۴ این پراکندگی کمتر است و نشان‌دهنده دقت بیشتر مدل است.

در کل ضریب همبستگی ۰.۹۴ به صورت معنادار در مسئله رگرسیون بدست آمد که نتیجه خوبی در مسئله رگرسیون است.

۵-۵ جمع‌بندی

در این فصل به مشخصات پایگاه داده و نحوه استفاده از آن جهت مسئله دسته‌بندی افراد بر اساس فعالیت مغزی ثبت شده توسط دستگاه MEG و fMRI در حالت استراحت جهت دسته‌بندی بر اساس ضریب هوشی و رگرسیون جهت تخمین ضریب هوشی پرداخته شد. در مجموع بهترین نتیجه برای دسته‌بندی با ۲ دسته ۹۹٪ با استفاده از روش KNN و کاهش بعد PCA برای داده fMRI بدست آمد و برای ۳ دسته ۹۴.۸٪ با استفاده از روش SVM و کاهش بعد برای داده MEG بدست آمد. همچنین برای مسئله رگرسیون بهترین نتیجه با استفاده از داده fMRI و با روش SVM بدست آمد.

۶ فصل ششم - جمع‌بندی و پیشنهادات

در این گزارش ابتدا به بررسی مفاهیم ابتدایی مورد نیاز جهت فهم فعالیت‌های انجام شده در این حوزه پرداختیم و سپس ۱۰ مقاله مرتبط با این پروژه را بررسی کردیم. پایگاه‌داده استفاده شده در این پروژه و مشخصات داده ثبت‌شده توضیح داده شد. انواع روش‌های دسته‌بندی با تعداد دسته‌های ۲ و ۳ با انواع روش کاهش بعد پیاده‌سازی و نتایج آن بررسی و مقایسه شد. همچنین در راستای مسئله رگرسیون با استفاده از ۳ الگوریتم و برای ۲ داده MEG و fMRI پیاده‌سازی شد و نتایج آن مقایسه شد. در این پروژه اصلی‌ترین محدودیت توان محاسباتی است که به دلیل حجم داده بالا امکان سنجش تاثیر بسیاری از پارامترها بر روی الگوریتم مورد استفاده مقدور نبود. همچنین در مواردی همچون پیاده‌سازی روش‌های دسته‌بندی مبتنی بر داده fMRI با ۳ دسته به همان دلیل اصلا مقدور نبود و اکیدا توصیه می‌شود در صورت استفاده از داده HCP حتما سرورهای محاسباتی جهت آنالیز داده را در نظر بگیرید.

- [1] Dictionary of Psychology, "Intelligence," American Psychological Association, [Online]. Available: <https://dictionary.apa.org/intelligence>.
- [2] M. Marenus, "Gardner's Theory of Multiple Intelligences," Simply Psychology , 09 June 2020. [Online]. Available: <https://www.simplypsychology.org/multiple-intelligences.html#:~:text=To%20broaden%20this%20notion%20of,Interpersonal%2C%20Intrapersonal%2C%20and%20Naturalist..> [Accessed 09 June 2020].
- [3] Wikipedia, "IQ Classification," Wikipedia, [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/IQ_classification.
- [4] Georgiev, "IQ Percentile Calculator," GIGA Calculator, 05 Feb 2020. [Online]. Available: <https://www.gigacalculator.com/calculators/iq-percentile-calculator.php>. [Accessed 05 Feb 2020].
- [5] S. Nagel, "Towards a home-use BCI: fast asynchronous control and robust non-control state detection," *Researchgate*, 2019.
- [6] R. Yuvaraj, M. Murugappan, N. M. Ibrahim, M. I. Omar, K. Sundaraj, K. Mohamad, R. Palaniappan and E. M. & M. Satiyan, "On the analysis of EEG power, frequency and asymmetry in Parkinson's disease during emotion processing," *Behavioral and Brain Functions*, 2014.
- [7] Wikipedia, "10–20 system (EEG)," Wikipedia, [Online]. Available: [https://en.wikipedia.org/wiki/10%E2%80%9220_system_\(EEG\)](https://en.wikipedia.org/wiki/10%E2%80%9220_system_(EEG)).
- [8] J. N. Saby and P. J. Marshall, "The Utility of EEG Band Power Analysis in the Study of Infancy and Early Childhood," *NCBI*, 2013.
- [9] A. Jahdin, "Cross-Relational Study Between Intelligence and Brain Asymmetry Abilities Using EEG-Based IQ Classification Model," *Theoretical and Applied Information Technology*, vol. 81, 2015.
- [10] R. Thatcher, "EEG and intelligence: Relations between EEG coherence, EEG phase delay and power," *Clinical Neurophysiology*, 2005.
- [11] Wikipedia, "Coherence (signal processing)," Wikipedia, [Online]. Available: [https://en.wikipedia.org/wiki/Coherence_\(signal_processing\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Coherence_(signal_processing)).
- [12] R. Thatcher, "Intelligence and eeg measures of information flow: efficiency and homeostatic neuroplasticity," *Scientific Reports*, 2016.
- [13] S. Dobilas, "Isomap Embedding — An Awesome Approach to Non-linear Dimensionality Reduction," 22 Aug 2022. [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/isomap->

embedding-an-awesome-approach-to-non-linear-dimensionality-reduction-fc7efbca47a0.

- [14] Wikipedia, "Linear discriminant analysis," Wikipedia, [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Linear_discriminant_analysis.
- [15] Wikipedia, "Principal component analysis," Wikipedia, [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Principal_component_analysis.
- [16] Z. Jaadi, "A Step-by-Step Explanation of Principal Component Analysis (PCA)," [Online]. Available: <https://builtin.com/data-science/step-step-explanation-principal-component-analysis>.
- [17] Wikipedia, "Support-vector machine," Wikipedia, [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Support-vector_machine.
- [18] MATLAB, "Understanding Support Vector Machine Regression," MATLAB, [Online]. Available: [https://uk.mathworks.com/help/stats/understanding-support-vector-machine-regression.html#:~:text=Support%20vector%20machine%20\(SVM\)%20analysis,it%20relies%20on%20kernel%20functions..](https://uk.mathworks.com/help/stats/understanding-support-vector-machine-regression.html#:~:text=Support%20vector%20machine%20(SVM)%20analysis,it%20relies%20on%20kernel%20functions..)
- [19] Wikipedia, "General linear model," Wikipedia, [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/General_linear_model.
- [20] Wikipedia, "Linear regression," Wikipedia, [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Linear_regression.
- [21] J.-S. Kang and M. Lee, "Characteristics of EEG Signals during tough and easy linguistic problem solving," *IEEE*, 2015.
- [22] G. Qu, W. Hu, L. Xiao and Y.-P. Wang, "A Graph Deep Learning Model for the Classification of Groups with Different IQ Using Resting State fMRI," *SPIE Medical Imaging*, 2020.
- [23] L. Xiao, J. Stephen, T. Wilson, V. Calhoun and Y.-P. Wang, "A Manifold Regularized Multi-Task Learning Model for IQ Prediction from Two fMRI Paradigms," *IEEE*, 2017.
- [24] D. E. Granadosramos, J. D. López-Sánchez, S. Figueroa-Rodríguez and B. Sanabria-Barradas, "EEG Coherence and Intelligence in Elementary School Children," *Psychology and Behavioral Science*, 2019.
- [25] P. Ujma, B. Konrad, F. Gombos, P. Simor, A. Pótári, L. Genzel, M. Pawlowski, A. Steiger, R. Bódizs and M. Dresler, "The sleep EEG spectrum is a sexually dimorphic marker of general intelligence," 2017.
- [26] N. Friedman, T. Fekete, K. Gal and O. Shriki, "EEG-Based Prediction of Cognitive Load in Intelligence Tests," *Frontiers in Human Neuroscience*, 2019.
- [27] N. Hidayah, M. Taib, A. Jahidin, D. Awang and M. Ali, "IQ level prediction and cross-relational analysis with perceptual ability using EEG-based SVM classification model," *International Journal of Artificial Intelligence*, 2019.

- [28] HCP, "1200 Subjects Data Release," 01 Mar 2017. [Online]. Available: <https://www.humanconnectome.org/study/hcp-young-adult/document/1200-subjects-data-release>.
- [29] E. Volgyi, R. Rezaie, M. Hare and F. A. Tylavsky, "Physical activity, body composition and resting cortical activity in preschool children: Preliminary findings from the CANDLE study," 2015.
- [30] M. F. Glasser, T. S. Coalson, E. C. Robinson, C. D. Hacker, J. Harwell, E. Yacoub, K. Ugurbil, J. Andersson, C. F. Beckmann, M. Jenkinson, S. M. Smith and D. C. V. Essen, "A multi-modal parcellation of human cerebral cortex," *National Library of Medicine*, 2017.